

ترجمة واعداد: **د. علاء طعيهة**



بسهه تعالی

علم البيانات: عن طريق الامثلة

40 مشروع علم بيانات تم حلها وشرحها باستخدام بايثون

ترجهة واعداد: **د. علا، طعيهة**

مقدمة المؤلف

تعد البيانات اليوم أداة ووقودًا للشركات لاكتساب رؤى مهمة وتحسين أدائها. سيطر علم البيانات على كل صناعة تقريبًافي العالم. لا توجد صناعة في العالم اليوم لا تستخدم البيانات.

بصفتك مبتدنًا في علم البيانات، من الصعب فهم جميع المفاهيم التي تتعلمها دون تنفيذها في مجموعة بيانات. سيساعدك العمل في مشاريع علم البيانات ودراسات الحالة على تحسين مهاراتك في علم البيانات. إذا كنت تكافح من أجل ابتكار أفكار لمشروع علم البيانات وكيفية بدء مشروع علم البيانات وإنهائه، فهذا الكتاب مناسب لك. في هذه الكتاب، سوف يأخذك المؤلف من خلال قائمة مشاريع علم البيانات باستخدام بايثون والتي ستساعدك على تعلم وتنفيذ جميع مفاهيم علم البيانات باستخدام لغة برمجة بايثون.

لقد حاولت قدر المستطاع ان اترجم المشاريع الأكثر طرحاًفي مجال علم البيانات مع الشرح المناسب والكافي، ومع هذا يبقى عملاً بشرياً يحتمل النقص، فاذا كان لديك أي ملاحظات حول هذا الكتاب، فلا تتردد بمراسلتنا عبر بريدنا الالكتروني alaa.taima@qu.edu.iq .

نأمل ان يساعد هذا الكتاب كل من يريد ان يدخل في مجالات علم البيانات ومساعدة القارئ العربي على تعلم هذا المجال. اسأل الله التوفيق في هذا العمل لأثراء المحتوى العربي الذي يفتقر أشد الافتقار إلى محتوى جيد ورصين في مجال علم البيانات. ونرجو لك الاستمتاع مع الكتاب ولا تنسونا من صالح الدعاء.

د. علاء طعيهة

كلية علوم الحاسوب وتكنولوجيا المعلومات

جامعة القادسية

العراق

المحتويات

12 Weather Forecastin	1) التنبؤ بالطقس باستخدام بايثون g using Python
12	التنبؤ بالطقس
12	تحليل بيانات الطقس باستخدام بايثون
15	تحليل تغير درجة الحرارة
16	التنبؤ بالطقس باستخدام بايثون
17	الملخص
	ng Python الشاشة باستخدام بايثون) تحليل وقت الشاشة باستخدام بايثون
18	تحليل وقت الشاشة
19	تحليل وقت الشاشة باستخدام بايثون
21	الملخص
Stock Market Analysis us	ing Python تحليل سوق الأسهم باستخدام بايثون)
	تحليل سوق الأسهم باستخدام بايثون
	الملفص
Business Forecasting usin	عمال التجارية باستخدام بايثون g Python التنبؤ بالأعمال التجارية باستخدام بايثون
	لماذا يحتاج العمل التجارى إلى التنبؤ بالأعمال التجارب
	التنبؤ بالأعمال التجارية باستخدام بايثون
	الملخص
	ح 5) نظام توصية الأخبار باستخدام بايثون ystem using Python
	- كيف يعمل نظام توصيات الأخبار ؟
32	نظام توصية الأخبار باستخدام بايثون
35	الملخص
	و نصلیل مبیعات iPhone باستخدام بایثون sing) تحلیل
36	Python
36	تحلیل مبیعات iPhone باستخدام بایثون

تحليل مبيعات iPhone في الهند	
الملخص 40	
Flipkart Sale Analysis using باستخدام بایثون Flipkart تحلیل مبیعات Flipkart باستخدام بایثون Pythor	
تحلیل مبیعات Flipkart تحلیل مبیعات	
تحلیل مبیعات Flipkart باستخدام بایثون Flipkart	
التكلفة اليومية لبيع الهواتف الذكية إلى Flipkart التكلفة اليومية لبيع الهواتف الذكية إلى	
الملخص 46	
8) تحليل أسعار الماس باستخدام بايثون Diamond Price Analysis using \$47Pythor	
تحليل سعر الماس	
تحليل أسعار الماس باستخدام بايثون	
التنبؤ بسعر الماسا	
الملخصالملخص الملخص	
9) نظام توصیات Netflix باستخدام بایثون Netflix باستخدام بایثون s3using Pythor	
کیفیة عمل نظام توصیات Netflix	
نظام توصیات Netflix باستخدام بایثون	
الملخص	
- 10) التنبؤ بترافيك موقع ويب باستخدام بايثون Website Traffic Forecasting using Pythorusing Pythor	
التنبؤ بترافيك موقع ويب باستخدام بايثون	
الملخصالملخص الملخص المل	
Restaurant Recommendation نظام توصية المطاعم باستخدام بايثون System using Pythor	
نظام توصية المطاعم باستخدام بايثون	1
الملخص	•
Virat Kohli بايثون Virat Kohli بالاعب Virat Kohli بايثون 12 67	
قدلیل أداء Virat Kohli (در اسة حالة)	
تحتیل اداء viiat koiiii ردراست تان viiat koiiii ردراست تان	

68	تحلیل أداء Virat Kohli باستخدام بایثون
75	الملخص
	13) نظام توصية الكتب باستخدام بايثون lation System using Pythonusing Python
76	نظام توصية الكتب باستخدام بايثون
78	الملخص
	14) تحليل بيانات الساعات الذكية باستخدام بايثون Analysis using Python
79	تحليل بيانات الساعة الذكية باستخدام بايثون
82	تحليل بيانات الساعة الذكية
86	الملخص
87IPL 2022 An	15) تحليل IPL 2022 باستخدام بايثون IPL باستخدام
87	تحليل IPL 2022 باستخدام بايثون
92	الملخص
-	16) تحلیل تأثیرات Covid-19 باستخدام بایثون Analysis using Python
93	تحلیل آثار Covid-19 (دراسة حالة)
94	تحلیل تأثیرات Covid-19 باستخدام بایثون
94	تحضير البيانات
98	تحلیل انتشار Covid-19Covid-19
101	تحليل تأثيرات Covid-19 على الاقتصاد
104	الملخصا
_	16) تحلیل مدی الوصول إلى Instagram باستخدام بایثون Analysis using Python
105	تحليل مدى الوصول إلى Instagram
105	تحليل مدى الوصول إلى Instagram باستخدام بايثون
107	تحلیل مدی وصولInstagram
109	تحلیل المحتوی
111	تحليا . العلاقات

113	تحليل معدل التحويل
114	نموذج توقعَ الوصول إلىInstagram
115	الملخص
	17) تحلیل مشاعر مراجعات Tinder باستخدام بایثون eviews Sentiment Analysis using Python
116	تحلیل مشاعر مراجعات Tinder باستخدام بایثون
120	الملخص
	18) تحليل المشاعر لمراجعات TikTok باستخدام بايثون eviews Sentiment Analysis using Python
121	تحليل المشاعر لمراجعات TikTok باستخدام بايثون
125	الملخص
_	19) تحلیل مشاعر حرب أوکرانیا وروسیا علی تویتر باستخدام بایثور Russia War Twitter Sentiment Analysis using Python
126	تحليل معنويات حرب أوكرانيا وروسيا على تويتر باستخدام بايثون
131	الملخص
Flipkart I	20) تحلیل مشاعر مراجعات Flipkart باستخدام بایثون Reviews Sentiment Analysis using Python
132	تحلیل مشاعر مراجعات Flipkart باستخدام بایثون
133	تحليل المشاعر لمراجعاتFlipkart
135	الملخص
	21) تحلیل المشاعر تجاه لقاح فایزر باستخدام بایثون cine Sentiment Analysis using Python
	تحليل المشاعر تجاه لقاح فايزر باستخدام بايثون
140	
	22) تحليل المشاعر تجاه متحور Omicron باستخدام بايثون Sentiment Analysis using Python
141	تحليل المشاعر لمتحور Omicron باستخدام بايثون
142	تحليل المشاعر لمتحور Omicron
144	الملخص

ة المياه باستخدام بايثون Water Quality Analysis using pythonة المياه باستخدام بايثون	23) تحلیل جود
145	•••••
دة المياه	تحلیل جو
دة المياه باستخدام لغة بايثوندة المياه باستخدام	تحلیل جو
نبؤ بجودة المياه باستخدام لغة بايثون	نموذج التن
152	الملخص.
ىاعر على Twitter Sentiment Analysis باستخدام بايثون Twitter Sentiment Analysis	
153 Twitter على على 153	تحليل المش
اعر على Twitter باستخدام بايثونTwitter ا	تحليل المش
156	الملخص
Squid Game Sentiment شاعر لعبة الحبار باستخدام بايثون Analysis	
اعر لعبة الحبار باستخدام بايثونا	تحليل المش
160	الملخص
Movie Rating Analysis using نيف الفيلم باستخدام بايثون	26) تحلیل تص
161	Python
ف الفيلم باستخدام بايثون	تحليل تصنيد
164	الملخص
يار ديرات مع بايثون Billionaires Analysis with Python	27) تحليل الملب
ار دیرات مع بایثون	تحليل المليا
169	الملخص
الة مع بايثون Unemployment Analysis with Python الله مع بايثون	28) تحليل البط
ــــــــــــــــــــــــــــــــــــــ	تحليل البطال
، البطالة: تصوير البيانات	تحليل معدل
173	"
WhatsApp Chat Analysis with مغ بايثون WhatsApp 174	29) تحلیل درد
174WhatsApp ä	•

1/5	تحلیل دردشة WhatsApp مع بایثون
180	الملخص
	30) تحليل المشاعر في دردشة WhatsApp باستخدام بايثون 30 Sentiment Analysis using Python
181	تحليل المشاعر دردشة WhatsApp
182	تحليل مشاعر الدردشة عبر WhatsApp باستخدام بايثون
184	الملخص
	32) تحلیل لقاحات Covid-19 باستخدام بایثون ccines Analysis with Pythonwith Python
185	تحلیل لقاحات Covid-19
185	تحلیل لقاحات Covid-19 باستخدام بایثون
189	الملخصا
	33) التنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو باستخدام لغة بايثون Sales Prediction with Python
190	نموذج التنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو باستخدام بايثون
192	نموذج التنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو التدريبية
192	الملخصا
	34) تحلیل رحلات Uber باستخدام بایثون Uber
193	تحلیل رحلات Ub er
193	تحلیل رحلات Ub er باستخدام بایثون
196	الملخص
	35) تحلیل بحث Google باستخدام بایثون Python
198	تحلیل بحث Google باستخدام بایثون
200	الملخص
	36) تحليل الموازنة المالية مع بايثون dget Analysis with Python
201	ما هي الموازنة المالية؟

الملحض
Best Streaming Service יוגיפט ווייב אושדברוס ווייב וויב ווייב ווי
تحليل أفضل خدمات البث
تحليل أفضل خدمات البث باستخدام بايثون
تحضير البيانات
الخطوة النهائية: العثور على أفضل خدمة بث
الملخص
38) تحليل معدل المواليد باستخدام بايثون Birth Rate Analysis with python تحليل معدل المواليد باستخدام المثارة
المزيد من استكشاف البيانات
Amazon باستخدام بايثون Amazon تحليل المشاعر في تقييمات منتجات Amazon باستخدام بايثون Product Reviews Sentiment Analysis with Python
تحليل المشاعر في تقييمات منتجات Amazon باستخدام بايثون 213
تحليل المشاعر لمراجعات منتجات Amazonم
الملخص
Hotel Reviews Sentiment تحليل مشاعر تقييمات الفندق مع بايثون (40 Analysis with Python
تحليل مشاعر تقييمات الفندق مع بايثون
الملخص
Google Play Store باستخدام بايثون Google Play Store 11 باستخدام بايثون Sentiment Analysis using Python
تحليل المشاعر في متجر Google PlayGoomla و 220
تحليل المشاعر في متجر Google Play باستخدام بايثون 220
الملخصا
Amazon Alexa אועיבבוסן אועיבבוסן אועיבבוסן אועיבבוסן אועיבבוסן אועיבטן (42 Amazon Alexa יובלען מشاعر מעורבום) Reviews Sentiment Analysis using Python
تحلیل مشاعر مراجعات Amazon Alexa باستخدام بایثون
تحلیل مشاعر مراجعات Amazon Alexa تحلیل مشاعر مراجعات
الملخص

227	System using Python
227	نظام توصية Amazon
227	نظام توصية Amazon باستخدام بايثون
229	الملخص

1) التنبؤ بالطقس باستخدام بايثون Weather Forecasting using Python

في علم البيانات (Data Science)، التنبؤ بالطقس هو تطبيق للتنبؤ بالسلاسل الزمنية (Data Science) حيث نستخدم بيانات وخوارزميات السلاسل الزمنية لعمل تنبؤات لوقت معين. إذا كنت تريد معرفة كيفية التنبؤ بالطقس باستخدام مهاراتك في علم البيانات، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة التنبؤ بالطقس (forecasting) باستخدام بايثون.

التنبؤ بالطقس

التنبؤ بالطقس هو مهمة التنبؤ بأحوال الطقس لموقع ووقت معين. باستخدام بيانات وخوارزميات الطقس، من الممكن التنبؤ بأحوال الطقس لعدد n من الأيام القادمة.

للتنبؤ بالطقس باستخدام بايثون، نحتاج إلى مجموعة بيانات تحتوي على بيانات الطقس التاريخية بناءً على موقع معين. لقد وجدت مجموعة بيانات على Kaggle استنادًا إلى بيانات الطقس اليومية في نيودلهي. يمكننا استخدام مجموعة البيانات هذه لمهمة التنبؤ بالطقس. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا.

في القسم أدناه، ستتعلم كيف يمكننا تحليل الطقس والتنبؤ به باستخدام بايثون.

تحليل بيانات الطقس باستخدام بايثون

الآن لنبدأ هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات التي نحتاجها:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as px

data = pd.read_csv("DailyDelhiClimateTrain.csv")
print(data.head())
```

```
date meantemp humidity wind_speed meanpressure
0 2013-01-01 10.000000 84.500000 0.000000 1015.666667
1 2013-01-02 7.400000 92.000000 2.980000 1017.800000
2 2013-01-03 7.166667 87.000000 4.633333 1018.666667
3 2013-01-04 8.666667 71.333333 1.233333 1017.166667
4 2013-01-05 6.000000 86.833333 3.700000 1016.500000
```

دعونا نلقى نظرة على الإحصائيات الوصفية لهذه البيانات قبل المضى قدمًا:

```
print(data.describe())
```

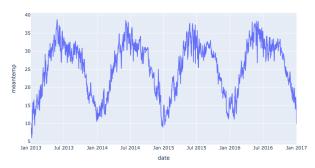
```
humidity wind_speed meanpressure
count 1462.000000 1462.000000 1462.000000 1462.000000
                 60.771702
                            6.802209 1011.104548
        7.348103
                  16.769652
                             4.561602
                                       180.231668
std
                 13.428571
                            0.000000
       6.000000
                                         -3.041667
min
25%
                 50.375000 3.475000 1001.580357
       18.857143
       27.714286 62.625000 6.221667 1008.563492
50%
75%
      31.305804
                 72.218750 9.238235 1014.944901
       38.714286 100.000000 42.220000 7679.333333
```

دعنا الآن نلقي نظرة على المعلومات المتعلقة بجميع الأعمدة في مجموعة البيانات:

```
print(data.info())
```

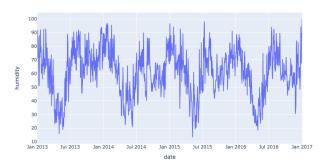
لا يحتوي عمود التاريخ (date column) في مجموعة البيانات هذه على نوع بيانات التاريخ mean) والوقت. سنقوم بتغييره عند الحاجة. دعونا نلقي نظرة على متوسط درجة الحرارة (temperature) في دلهي على مر السنين:





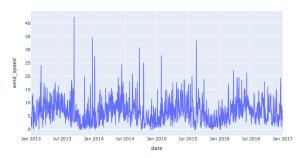
الآن دعونا نلقى نظرة على الرطوبة (humidity)في دلهي على مر السنين:

Humidity in Delhi Over the Years



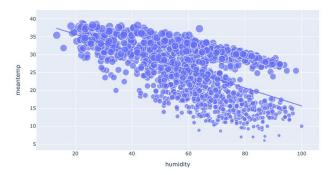
الآن دعونا نلقى نظرة على سرعة الرياح (wind speed)في دلهي على مر السنين:

Wind Speed in Delhi Over the Years



حتى عام 2015، كانت سرعة الرياح أعلى خلال الرياح الموسمية (أغسطس وسبتمبر) وتراجع الرياح الموسمية (ديسمبر ويناير). بعد عام 2015، لم تكن هناك حالات شاذة في سرعة الرياح خلال الرياح الموسمية. دعنا الآن نلقي نظرة على العلاقة بين درجة الحرارة والرطوبة:





هناك علاقة سلبية بين درجة الحرارة والرطوبة في دلهي. وهذا يعني أن ارتفاع درجة الحرارة يؤدي إلى انخفاض الرطوبة وانخفاض درجة الحرارة يؤدي إلى ارتفاع نسبة الرطوبة.

تحليل تغير درجة الحرارة

الآن دعونا نحلل التغيرفي درجة الحرارةفي دلهي على مر السنين. بالنسبة لهذه المهمة، سأقوم أولاً بتحويل نوع بيانات عمود التاريخ إلى التاريخ والوقت. ثم سأضيف عمودين جديدين في مجموعة البيانات لقيم السنة والشهر.

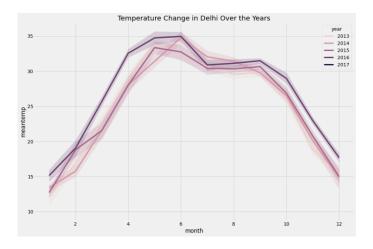
إليك كيفية تغيير نوع البيانات واستخراج بيانات السنة والشهر من عمود التاريخ:

```
data["date"] = pd.to_datetime(data["date"], format = '%Y-%m-
%d')
data['year'] = data['date'].dt.year
data["month"] = data["date"].dt.month
print(data.head())
```

```
date meantemp humidity wind_speed meanpressure year month
0 2013-01-01 10.000000 84.500000 0.000000 1015.666667 2013 1
1 2013-01-02 7.400000 92.000000 2.980000 1017.800000 2013 1
2 2013-01-03 7.166667 87.000000 4.633333 1018.666667 2013 1
3 2013-01-04 8.666667 71.333333 1.233333 1017.166667 2013 1
4 2013-01-05 6.000000 86.833333 3.700000 1016.500000 2013 1
```

الآن دعونا نلقى نظرة على تغير درجة الحرارةفي دلهي على مر السنين:

```
plt.style.use('fivethirtyeight')
plt.figure(figsize=(15, 10))
plt.title("Temperature Change in Delhi Over the Years")
sns.lineplot(data = data, x='month', y='meantemp', hue='year')
plt.show()
```



على الرغم من أن عام 2017 لم يكن الأكثر سخونة في الصيف، يمكننا أن نرى ارتفاعًا في متوسط درجة حرارة دلهي كل عام.

التنبؤ بالطقس باستخدام بايثون

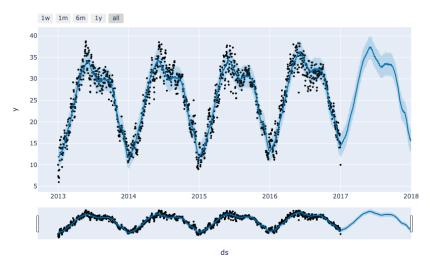
الآن دعنا ننتقل إلى مهمة التنبؤ بالطقس. سأستخدم نموذج (Facebook prophet) لهذه المهمة. يعد نموذج Facebook prophet أحد أفضل التقنيات للتنبؤ بالسلاسل الزمنية. إذا لم تستخدم هذا النموذج من قبل، فيمكنك تثبيته على نظامك باستخدام الأمر المذكور أدناه في موجه الأوامر أو التيرمينال:

pip install prophet "ds" والتسميات على أنها "y". فلنحول البيانات الوقت المسماة "ds" والتسميات على أنها "y". فلنحول البيانات إلى هذا التنسبق:

```
humidity wind_speed meanpressure year month
   2013-01-01 10.000000 84.500000 0.000000 1015.666667 2013
   2013-01-02 7.400000 92.000000 2.980000 1017.800000 2013
   2013-01-03 7.166667 87.000000 4.633333 1018.666667 2013
  2013-01-04 8.666667 71.333333 1.233333 1017.166667 2013
  2013-01-05 6.000000
                       86.833333 3.700000 1016.500000 2013
1457 2016-12-28 17.217391 68.043478
                                   3.547826 1015.565217 2016
1458 2016-12-29 15.238095 87.857143 6.000000 1016.904762 2016
                                                                 12
1459 2016-12-30 14.095238 89.666667
                                  6.266667 1017.904762 2016
                                                                 12
1460 2016-12-31 15.052632 87.000000
                                   7.325000
                                            1016,100000 2016
                                                                 12
1461 2017-01-01 10.000000 100.000000
                                    0.000000
                                             1016,000000 2017
                                                                  1
[1462 rows x 7 columns]
```

الآن فيما يلى كيفية استخدام نموذج Facebook prophet للتنبؤ بالطقس باستخدام بايثون:

```
from prophet import Prophet
from prophet.plot import plot_plotly, plot_components_plotly
model = Prophet()
model.fit(forecast_data)
forecasts = model.make_future_dataframe(periods=365)
predictions = model.predict(forecasts)
plot_plotly(model, predictions)
```



هذه هي الطريقة التي يمكنك من خلالها تحليل الطقس والتنبؤ به باستخدام بايثون.

الملخص

التنبؤ بالطقس هو مهمة التنبؤ بأحوال الطقس لموقع ووقت معين. باستخدام بيانات وخوارزميات الطقس، من الممكن التنبؤ بأحوال الطقس لعدد n من الأيام القادمة. أتمنى أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل الطقس والتنبؤ باستخدام بايثون.

2) تحليل وقت الشاشة باستخدام بايثون Screen Time 2 Analysis using Python

يتيح لك تحليل وقت الشاشة (Screen Time Analysis) معرفة مقدار الوقت الذي تقضيه في نوع التطبيقات والمواقع الإلكترونية التي تستخدم جهازك. ويعطي تحليل وقت الشاشة تقريرًا مرئيًا عن ذلك. لذلك، إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل وقت الشاشة، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة تحليل وقت الشاشة باستخدام بايثون.

تحليل وقت الشاشة

تحليل وقت الشاشة هو مهمة تحليل وإنشاء تقرير عن التطبيقات والمواقع التي يستخدمها المستخدم عن مقدار الوقت. تتمتع أجهزة Apple بواحدة من أفضل الطرق لإنشاء تقرير وقت الشاشة.



بالنسبة لمهمة تحليل وقت الشاشة، وجدت مجموعة بيانات مثالية تحتوي على بيانات حول:

- التاريخ.
- استخدام التطبيقات.
- عدد الاشعارات من التطبيقات.
 - عدد مرات فتح التطبيقات.

يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا.

في القسم أدناه، سوف آخذك خلال مهمة تحليل وقت الشاشة باستخدام بايثون.

تحليل وقت الشاشة باستخدام بايثون

لنبدأ مهمة تحليل وقت الشاشة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go

data = pd.read_csv("Screentime - App Details.csv")
print(data.head())
```

```
        Date
        Usage
        Notifications
        Times opened
        App

        0
        08/26/2022
        38
        70
        49
        Instagram

        1
        08/27/2022
        39
        43
        48
        Instagram

        2
        08/28/2022
        64
        231
        55
        Instagram

        3
        08/29/2022
        14
        35
        23
        Instagram

        4
        08/30/2022
        3
        19
        5
        Instagram
```

دعنا الآن نلقي نظرة على ما إذا كانت مجموعة البيانات تحتوي على أي قيم فارغة (values أم لا:

```
data.isnull().sum()
```

```
Date 0
Usage 0
Notifications 0
Times opened 0
App 0
dtype: int64
```

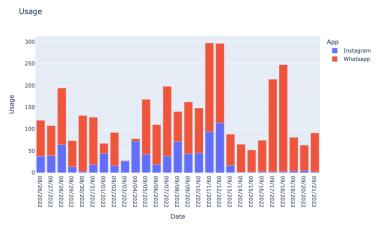
لا تحتوي مجموعة البيانات على أي قيم خالية. دعنا الآن نلقي نظرة على الإحصائيات الوصفية للبيانات:

```
print(data.describe())
```

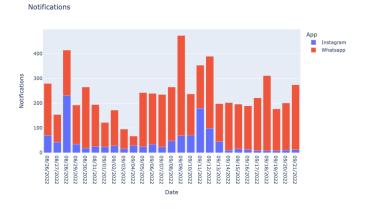
```
Usage Notifications Times opened
     54.000000 54.000000
                            54.000000
count
      65.037037
                117.703704
                             61,481481
                97.017530
                            43.836635
std
      58.317272
min
      1.000000
                  8.000000
                              2.000000
               25.750000
                            23.500000
25%
      17,500000
                            62.500000
50%
      58.500000 99.000000
                            90.000000
75%
    90.500000 188.250000
    244.000000
                405.000000
                            192.000000
```

لنبدأ الآن بتحليل وقت الشاشة للمستخدم. سأنظر أولاً في مقدار استخدام التطبيقات:

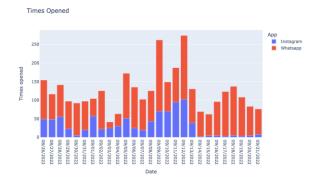
```
title="Usage")
figure.show()
```



دعنا الآن نلقى نظرة على عدد الإشعارات من التطبيقات:

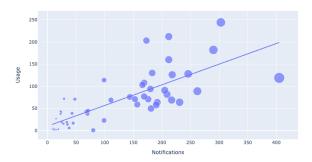


دعنا الآن نلقي نظرة على عدد مرات فتح التطبيقات:



نستخدم بشكل عام هواتفنا الذكية عندما نتلقى إشعارًا من أي تطبيق. فلنلقِ نظرة على العلاقة بين عدد الإشعارات ومقدار الاستخدام:

Relationship Between Number of Notifications and Usage



هناك علاقة خطية بين عدد الإشعارات ومقدار الاستخدام. هذا يعني أن المزيد من الإشعارات يؤدي إلى زيادة استخدام الهواتف الذكية.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل وقت الشاشة للمستخدم باستخدام لغة برمجة بايثون. تحليل وقت الشاشة هو مهمة تحليل وإنشاء تقرير عن التطبيقات والمواقع التي يستخدمها المستخدم عن مقدار الوقت. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل وقت الشاشة باستخدام بايثون.

Stock تحليل سوق الأسهم باستخدام بايثون Market Analysis using Python

يعني تحليل سوق الأسهم (Stock Market Analysis) تحليل الاتجاهات الحالية والتاريخية في سوق الأوراق المالية لاتخاذ قرارات البيع والشراء المستقبلية. يعد تحليل سوق الأوراق المالية أحد أفضل حالات استخدام علم البيانات في التمويل. لذا، إذا كنت تريد تعلم كيفية تحليل سوق الأوراق المالية، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سأطلعك على مهمة تحليل سوق الأسهم باستخدام بايثون.

تحليل سوق الأسهم باستخدام بايثون

لتحليل سوق الأسهم، سأجمع بيانات أسعار أسهم Google. في نهاية هذه المقالة، ستتعلم تحليل سوق الأوراق المالية بشكل تفاعلي باستخدام لغة برمجة بايثون. لنبدأ بجمع بيانات أسعار أسهم . Google لجمع بيانات أسعار الأسهم. API yfinance لجمع بيانات أسعار الأسهم. يمكنك معرفة المزيد عن API هنا.

إليك الآن كيفية جمع بيانات أسعار أسهم Google:

```
import pandas as pd
import yfinance as yf
import datetime
from datetime import date, timedelta
import plotly.graph objects as go
import plotly.express as px
today = date.today()
d1 = today.strftime("%Y-%m-%d")
end date = d1
d2 = date.today() - timedelta(days=365)
d2 = d2.strftime("%Y-%m-%d")
start date = d2
data = yf.download('GOOG',
                    start=start date,
                    end=end date,
                    progress=False)
data["Date"] = data.index
data.reset index(drop=True, inplace=True)
print(data.head())
```

```
Date Open High Low Close Adj Close \
0 2021-07-12 2596.669922 2615.399902 2592.000000 2611.280029 2611.280029
1 2021-07-13 2617.629883 2640.840088 2612.739990 2619.889893 2619.889893
2 2021-07-14 2638.030029 2659.919922 2637.959961 2641.649902 2641.649902
3 2021-07-15 2650.000000 2651.899902 2611.959961 2625.330078 2625.330078
4 2021-07-16 2632.820068 2643.659912 2616.429932 2636.909912 2636.909912

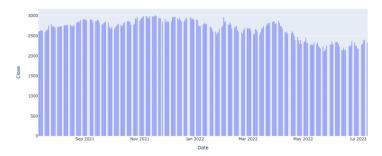
Volume
0 847200
1 830900
2 895600
3 829300
4 742800
```

كلما قمت بتحليل سوق الأسهم، ابدأ دائمًا بمخطط الشموع (candlestick chart). مخطط الشموع هو أداة مفيدة لتحليل تحركات الاسعار لأسعار الأسهم. إليك كيفية تصوير مخطط الشموع لأسعار أسهم Google:



المخطط الشريطي (bar plot) هو أيضًا تصوير مفيد لتحليل سوق الأوراق المالية، على وجه التحديد على المدى الطويل. إليك كيفية تصوير أسعار إغلاق أسهم Google باستخدام مخطط شريطى:

```
figure = px.bar(data, x = "Date", y= "Close")
figure.show()
```



يعد شريط تمرير النطاق (range slider) أحد الأدوات القيمة لتحليل سوق الأوراق المالية. يساعدك على تحليل سوق الأوراق المالية بين نقطتين محددتين من خلال تحديد الفترة الزمنية بشكل تفاعلى. إليك كيفية إضافة شريط تمرير النطاق لتحليل سوق الأسهم:



استخدم شريط تمرير النطاق لتحليل سوق الأوراق المالية بشكل تفاعلي بين نقطتين

ميزة تفاعلية أخرى يمكنك إضافتها لتحليل سوق الأسهم هي محددات الفترة الزمنية (period selectors). محددات الفترة الزمنية هي مثل الأزرار التي تعرض لك الرسم البياني لفترة زمنية محددة. على سبيل المثال، سنة، ثلاثة أشهر، ستة أشهر، إلخ. إليك كيفية إضافة أزرار لاختيار الفترة الزمنية لتحليل سوق الأسهم:



تؤثر عطلة نهاية الأسبوع أو موسم العطلات دائمًا على سوق الأوراق المالية. لذلك إذا كنت ترغب في إزالة جميع سجلات اتجاهات عطلة نهاية الأسبوع من تصوير سوق الأسهم الخاص بك، فيما يلى كيف يمكنك القيام بذلك:



Stock Market Analysis by Hiding Weekend Gaps

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل سوق الأسهم باستخدام بايثون. إذا كنت تريد معرفة كيفية التنبؤ بسوق الأوراق المالية، فيمكنك التعلم هنا.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها استخدام لغة برمجة بايثون لتحليل سوق الأوراق المالية بشكل تفاعلي. يعني تحليل سوق الأسهم تحليل الاتجاهات الحالية والتاريخية في سوق الأوراق المالية لاتخاذ قرارات البيع والشراء المستقبلية. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل سوق الأسهم باستخدام بايثون.

4) التنبؤ بالأعمال التجارية باستخدام بايثون Business التنبؤ بالأعمال التجارية باستخدام بايثون Forecasting using Python

يعد التنبؤ بالأعمال التجارية (Business Forecasting) أحد تطبيقات التنبؤ بالسلاسل الزمنية (Time Series Forecasting). في تنبؤات الأعمال التجارية، نهدف إلى التنبؤ بالمبيعات أو النفقات أو الإيرادات المستقبلية باستخدام بيانات السلاسل الزمنية التاريخية التي تم إنشاؤها بواسطة الشركة. لذا، إذا كنت تريد معرفة كيفية إجراء التنبؤ بالأعمال التجارية، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة التنبؤ بالأعمال باستخدام بايثون.

لماذا يحتاج العمل التجارى إلى التنبؤ بالأعمال التجارية؟

تبحث كل شركة عن استراتيجيات لتحسين أرباحها. يلعب متخصصو علم البيانات دورًا رئيسيًا في توفير أكثر التنبؤات دقة في أي وقت. دائمًا ما تكون البيانات التي يتم إنشاؤها من قبل الشركة في متناول اليد لتحليل السلوك المستقبلي للعملاء المستهدفين. من خلال التنبؤ باتجاهات الأعمال المستقبلية، يمكن للشركة اتخاذ قرارات أفضل لتحسين أدائها في المستقبل.

آمل أن تكون قد فهمت سبب احتياج الشركة اليوم إلى استخدام تقنيات التنبؤ بالأعمال. التنبؤ بالأمهال التجارية. لذلك، بالمبيعات أو الإيرادات أو النفقات هي بعض حالات استخدام التنبؤ بالأعمال التجارية. لذلك، في القسم أدناه، سوف آخذك خلال مهمة التنبؤ بالأعمال التجارية حيث سنهدف إلى توقع الإيرادات الفصلية لشركة Adidas. يتم جمع البيانات التي أستخدمها لهذه المهمة يدويًا من تقارير المبيعات ربع السنوية من Adidas. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا.

التنبؤ بالأعمال التجارية باستخدام بايثون

لنبدأ بمهمة التنبؤ بالأعمال التجارية عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

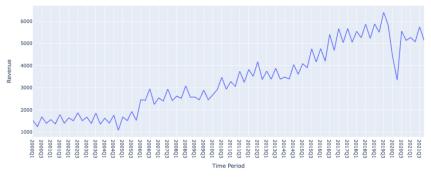
```
import pandas as pd
from datetime import date, timedelta
import datetime
import matplotlib.pyplot as plt
plt.style.use('fivethirtyeight')
from statsmodels.tsa.seasonal import seasonal_decompose
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf
from statsmodels.tsa.arima_model import ARIMA
import statsmodels.api as sm
import warnings

data = pd.read_csv("adidas quarterly sales.csv")
print(data)
```

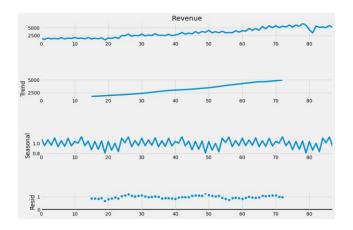
```
Time Period Revenue
0
        2000Q1
        2000Q3
        2000Q4
                   1393
        200101
                   1558
                   5142
83
        202004
84
        202101
                   5268
85
        2021Q2
                   5077
86
        2021Q3
                   5752
        202104
                   5137
[88 rows x 2 columns]
```

تحتوي مجموعة البيانات على عمودين؛ الفترة الزمنية (Time Period) والإيرادات (Revenue). يحتوي عمود الفترة الزمنية على الإيرادات ربع السنوية لشركة Adidas من 2000 إلى 2021، ويحتوي عمود الإيرادات على إيرادات المبيعات بالملايين (باليورو). دعونا نلقى نظرة على عائدات المبيعات ربع السنوية لشركة Adidas:

Quarterly Sales Revenue of Adidas in Millions



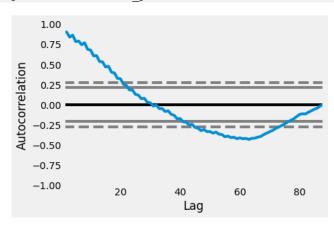
تعد بيانات إيرادات المبيعات الخاصة بشركة Adidas موسمية حيث تزيد الإيرادات الفصلية وتنخفض كل ربع سنة. فيما يلى كيفية التحقق من موسمية أي بيانات سلاسل زمنية:



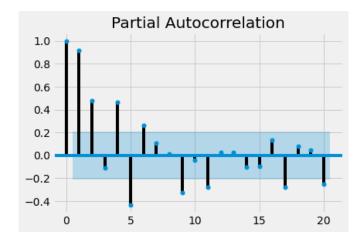
سأستخدم نموذج (Seasonal ARIMA (SARIMA) للتنبؤ بإيرادات المبيعات ربع السنوية لشركة Adidas. قبل استخدام نموذج SARIMA، من الضروري إيجاد قيم p و p و p معرفة كيفية العثور على قيم p و p من هنا.

نظرًا لأن البيانات ليست ثابتة (not stationary)، فإن قيمة d هي 1. للعثور على قيم p و p نظرًا لأن البيانات ليست ثابتة (autocorrelation) والارتباط التلقائي الجزئي يمكننا استخدام مخططات الارتباط التلقائي (partial autocorrelation plots):

pd.plotting.autocorrelation plot(data["Revenue"])



plot_pacf(data["Revenue"], lags = 20)



الآن إليك كيفية تدريب نموذج SARIMA للتنبؤ بالإيرادات ربع السنوية لشركة Adidas:

				Results			
Dep. Variab				venue No.		:	88
Model:	SAR	IMAX(5, 1, 2)x(5, 1, 2	, 12) Log	Likelihood		-548.520
Date:		М		2022 AIC		:	1127.041
Time:			07:	45:33 BIC			1161.803
Sample:				0 HQIC		:	1140.921
				- 88			
Covariance				opg			
	coef	std err	z	P> z	-	0.975]	
		0.391		0.000	-2.345		
		0.587			-2.545		
ar.L2 ar.L3	-0.8305		-1.328		-2.583		
ar.L4	-0.5179		-0.630	0.184			
ar.L5	-0.2655		-0.541		-2.128		
ma.L1	1.5056	0.518	2.906	0.004	0.490	2.521	
ma.L1 ma.l2	0.9697		1.557		-0.251		
	-1.1270		-0.003		-710.910		
	-1.12/0		-0.003		-614.277		
	-0.7832				-343.688		
	-0.1847				-99.423		
	-0.0098		-0.004		-17.496		
ma.S.L12		362.082			-709.363		
ma.S.L12		221.641			-433.548		
sigma2		4.01e+05	0.476		-433.346 -5.96e+05		
						J./66+03	
Ljung-Box (Jarque-Bera		427.9	
Prob(Q):	/ (4/-		0.96	Prob(JB):	(/-	0.0	9
Heteroskeda	sticity (H)	:	7.35	Skew:		-2.0	1
Prob(H) (to	o-sided):		0.00	Kurtosis:		13.9	7

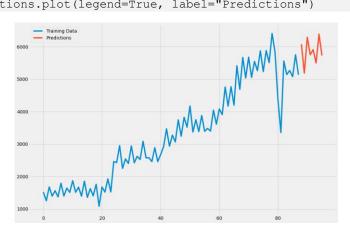
الآن دعونا نتوقع الإيرادات ربع السنوية لشركة Adidas للأرباع الثمانية القادمة:

```
predictions = model.predict(len(data), len(data)+7)
```

print(predictions)

```
88 6078.793918
89 5186.311373
90 6293.196600
91 5751.905629
92 5911.946881
93 5499.784229
94 6389.627988
95 5728.806969
Name: predicted_mean, dtype: float64
```

إليك كيف يمكننا رسم التنبؤات:



الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها إجراء التنبؤ بالأعمال التجارية باستخدام لغة برمجة بايثون. في تنبؤات الأعمال التجارية، نهدف إلى التنبؤ بالمبيعات أو النفقات أو الإيرادات المستقبلية باستخدام بيانات السلاسل الزمنية التاريخية التي تم إنشاؤها بواسطة الشركة. أتمنى أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول التنبؤ بالأعمال التجارية باستخدام بايثون.

News نظام توصية الأخبار باستخدام بايثون (5 Recommendation System using Python

نظام التوصية (recommendation system) هو تطبيق شائع لعلم البيانات. تستخدم جميع مواقع الويب الشهيرة التي تزورها تقريبًا أنظمة التوصية. كما يوحي الاسم، فإن نظام التوصية بالأخبار (news recommendation system) هو تطبيق يوصي بالمقالات الإخبارية بناءً على الأخبار التي يقرأها المستخدم بالفعل. لذلك، إذا كنت تريد معرفة كيفية إنشاء نظام توصيات الأخبار، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على كيفية إنشاء نظام توصيات أخبار باستخدام بايثون.

كيف يعمل نظام توصيات الأخبار؟

عندما تزور أي موقع ويب، فإنه يوصي بمحتوى مشابه بناءً على ما تشاهده أو تقرأه بالفعل. تعتبر توصية المحتوى بناءً على المحتوى الذي يستهلكه المستخدم بالفعل تقنية لإنشاء نظام توصية يُعرف باسم التصفية القائمة على المحتوى (Content-based filtering).

تستخدم جميع مواقع الويب الإخبارية الشهيرة أنظمة توصية قائمة على المحتوى مصممة للعثور على أوجه التشابه بين الأخبار التي تقرأها والمقالات الإخبارية الأخرى على موقعها على الويب للتوصية بالمقالات الإخبارية الأكثر تشابهًا.

أتمنى أن تكون قد فهمت الآن كيف يعمل نظام توصية الأخبار. في القسم أدناه، سوف أطلعك على كيفية إنشاء نظام توصيات الأخبار باستخدام لغة برمجة بايثون.

نظام توصية الأخبار باستخدام بايثون

مجموعة البيانات التي أستخدمها لإنشاء نظام توصيات الأخبار مأخوذة من Microsoft. نظرًا لأن البيانات كانت بحاجة إلى الكثير من التنظيف والإعداد، فقد قمت بتنزيل البيانات وأعدتها لإنشاء نظام توصية قائم على المحتوى. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات هنا (يُرجى تنزيل البيانات بتنسيق CSV).

لنبدأ الآن باستيراد مكتبات بايثون الضرورية ومجموعة البيانات التي نحتاجها لبناء نظام توصية بالأخبار:

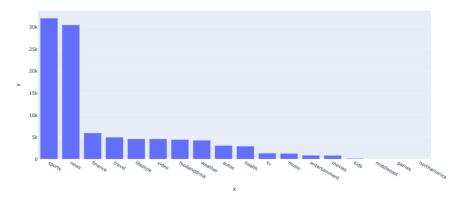
```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction import text
from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
```

```
data = pd.read_csv("News.csv")
print(data.head())
```

```
ID News Category
0 N88753
           lifestyle The Brands Queen Elizabeth, Prince Charles, an...
1 N45436
                        Walmart Slashes Prices on Last-Generation iPads
                  news
2 N23144
                health
                                           50 Worst Habits For Belly Fat
3 N86255
               health Dispose of unwanted prescription drugs during ...
4 N93187
                  news The Cost of Trump's Aid Freeze in the Trenches...
0 Shop the notebooks, jackets, and more that the...
1 Apple's new iPad releases bring big deals on 1...
2 These seemingly harmless habits are holding yo...
4 Lt. Ivan Molchanets peeked over a parapet of s...
```

دعونا نلقى نظرة على فئات الأخبار في مجموعة البيانات هذه:

Types of News Categories



توجد طريقتان لإنشاء نظام توصية باستخدام مجموعة البيانات هذه:

1. إذا اخترنا عمود فئة الأخبار (News Category column) كميزة سنستخدمها للعثور على أوجه التشابه، فقد لا تساعد التوصيات في جذب انتباه المستخدم لفترة أطول. لنفترض أن مستخدمًا يقرأ أخبارًا عن الرياضة بناءً على مباراة كريكيت ويحصل على توصيات إخبارية حول رياضات أخرى مثل المصارعة والهوكي وكرة القدم وما إلى ذلك، والتي قد تكون غير مناسبة وفقًا للمحتوى الذي يقرأه المستخدم.

2. الطريقة الأخرى هي استخدام العنوان أو الملخص كميزة للعثور على أوجه التشابه. ستقدم توصيات أكثر دقة لأن المحتوى الموصى به سيعتمد على المحتوى الذي يقرأه المستخدم بالفعل.

لذلك يمكننا استخدام العنوان (title) أو ملخص (summary) المقال الإخباري للعثور على أوجه التشابه مع المقالات الإخبارية الأخرى. هنا سأستخدم عمود العنوان. إذا كنت ترغب في استخدام عمود الملخص، فقم أولاً بإسقاط الصفوف ذات القيم الخالية (null values)، حيث يحتوي عمود الملخص على أكثر من 5000 قيمة فارغة.

فيما يلي كيف يمكننا إيجاد أوجه التشابه بين المقالات الإخبارية عن طريق تحويل نصوص عمود العنوان إلى متجهات رقمية ثم إيجاد أوجه التشابه بين المتجهات العددية باستخدام خوارزمية تشابه جيب التمام (cosine similarity algorithm):

```
feature = data["Title"].tolist()
tfidf = text.TfidfVectorizer(input=feature,
stop_words="english")
tfidf_matrix = tfidf.fit_transform(feature)
similarity = cosine_similarity(tfidf_matrix)
```

الآن سأقوم بتعيين عمود العنوان كفهرس للبيانات حتى نتمكن من البحث عن توصيات المحتوى من خلال إعطاء العنوان كمدخل:

```
indices = pd.Series (data.index,
index=data['Title']).drop_duplicates()
الآن فيما يلي كيفية إنشاء نظام توصيات الأخبار:
```

```
def news_recommendation(Title, similarity = similarity):
   index = indices[Title]
   similarity_scores = list(enumerate(similarity[index]))
   similarity_scores = sorted(similarity_scores,
   key=lambda x: x[1], reverse=True)
   similarity_scores = similarity_scores[0:10]
   newsindices = [i[0] for i in similarity_scores]
   return data['Title'].iloc[newsindices]
print(news_recommendation("Walmart Slashes Prices on Last-Generation iPads"))
```

```
Walmart Slashes Prices on Last-Generation iPads
         Walmart's Black Friday 2019 ad: the best deals...
83827
76024
         Walmart Black Friday 2019 deals unveiled: Huge...
90316
         US consumer prices up 0.4% in October; gasolin...
        Consumer prices rise most in 7 months on highe...
32839
                      Inside the next generation of irons
37970
        Walmart and Kroger Undercut Drugstore Chains' ...
        Nissan slashes full-year forecast as first-hal...
100684
74916
                       The Top Deals at Walmart Right Now
        Federal Reserve slashes interest rates for thi...
Name: Title, dtype: object
```

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها إنشاء نظام توصية بالأخبار باستخدام لغة برمجة بايثون.

الملخص

تستخدم جميع مواقع الويب الإخبارية الشهيرة أنظمة توصية قائمة على المحتوى مصممة للعثور على أوجه التشابه بين الأخبار التي تقرأها والمقالات الإخبارية الأخرى على موقعها على الويب للتوصية بالمقالات الإخبارية الأكثر تشابهًا. أتمنى أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول كيفية إنشاء نظام توصية بالأخبار باستخدام بايثون.

iPhone بایثون iPhone بایثون iPhone ا تحلیل مبیعات Sales Analysis using Python

تعد أجهزة Apple iPhones من بين الهواتف الذكية الأكثر مبيعًا في جميع أنحاء العالم. هناك منافسة كبيرة بين العلامات التجارية للهواتف الذكية في الهند، حيث يمكنك الحصول على أحدث iPhone التقنيات في هاتف ذكي بنصف سعر iPhone. لا تزال هناك مبيعات عالية من أجهزة وفي الهند. لذلك إذا كنت ترغب في تحليل مبيعات iPhone في الهند، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل مبيعات iPhone باستخدام بايثون.

تحليل مبيعات iPhone باستخدام بايثون

بالنسبة لمهمة تحليل مبيعات iPhone، قمت بجمع مجموعة بيانات من Kaggle تحتوي على بيانات حول مبيعات أجهزة iPhone في الهند على Flipkart. ستكون مجموعة بيانات مثالية لتحليل مبيعات iPhone في الهند. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا.

دعنا الآن نستورد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة لبدء مهمة تحليل مبيعات iPhone:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go

data = pd.read_csv("apple_products.csv")
print(data.head())
```

```
Product Name
         APPLE iPhone 8 Plus (Gold, 64 GB)
1 APPLE iPhone 8 Plus (Space Grey, 256 GB)
     APPLE iPhone 8 Plus (Silver, 256 GB)
          APPLE iPhone 8 (Silver, 256 GB)
             APPLE iPhone 8 (Gold, 256 GB)
                                       Product URL Brand Sale Price \
0 https://www.flipkart.com/apple-iphone-8-plus-g... Apple
                                                              49900
1 https://www.flipkart.com/apple-iphone-8-plus-s... Apple
                                                               84900
2 https://www.flipkart.com/apple-iphone-8-plus-s... Apple
3 https://www.flipkart.com/apple-iphone-8-silver... Apple
4 https://www.flipkart.com/apple-iphone-8-gold-2... Apple
     Mrp Discount Percentage Number Of Ratings Number Of Reviews \
1 84900
                                                             356
                                         3431
2 84900
                                         3431
                                                            356
                                         11202
                                                             794
3 77000
              Upc Star Rating Ram
0 MOBEXRGV7EHHTGUH
                          4.6 2 GB
                           4.6 2 GB
2 MOBEXRGVGETABXWZ
                          4.6 2 GB
3 MOREXRGVMZWUHCRA
                           4.5 2 GB
4 MOBEXRGVPK7PFEJZ
                           4.5 2 GB
```

قبل المضي قدمًا، دعنا نلقي نظرة سريعة على ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على أي قيم فارغة (null values) أم لا:

```
print(data.isnull().sum())
```

```
Product Name 0
Product URL 0
Brand 0
Sale Price 0
Mrp 0
Discount Percentage 0
Number Of Ratings 0
Number Of Reviews 0
Upc 0
Star Rating 0
Ram 0
dtype: int64
```

لا تحتوي مجموعة البيانات على أي قيم خالية. الآن، دعنا نلقي نظرة على الإحصائيات الوصفية للسانات:

```
print(data.describe())
```

```
Sale Price
                             Mrp Discount Percentage Number Of Ratings \
count
          62.000000
                        62.000000
                                           62.000000
                                                              62.000000
mean
       80073.887097 88058.064516
                                            9.951613
                                                           22420.403226
       34310.446132 34728.825597
                                            7.608079
                                                          33768.589550
       29999.000000 39900.000000
                                            0.000000
     49900.000000 54900.000000
                                            6.000000
     75900.000000 79900.000000
                                           10.000000
                                                           2101.000000
50%
75% 117100.000000 120950.000000
                                           14.000000
                                                           43470.000000
                                           29.000000
    140900.000000 149900.000000
                                                           95909,000000
max
      Number Of Reviews Star Rating
count
             62.000000
                        62.000000
mean
            1861.677419
                          4.575806
           2855.883830
                           0.059190
             42.000000
                           4.500000
             64.000000
            180.000000
                          4.600000
           3331.000000
                          4.600000
            8161.000000
                           4.700000
```

تحليل مبيعات iPhone في الهند

الآن سوف أقوم بإنشاء إطار بيانات جديد من خلال تخزين جميع البيانات حول أعلى 10 أجهزة iPhone تصنيفًا في الهند على Flipkart. سيساعد ذلك في فهم نوع أجهزة iPhone التي تحظى بإعجاب أكبر في الهند:

```
highest rated = data.sort values(by=["Star Rating"],
```

```
ascending=False)
highest_rated = highest_rated.head(10)
print(highest_rated['Product Name'])
```

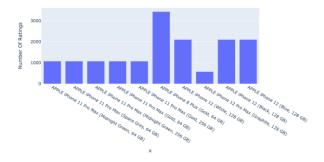
```
APPLE iPhone 11 Pro Max (Midnight Green, 64 GB)
17
          APPLE iPhone 11 Pro Max (Space Grey, 64 GB)
16
     APPLE iPhone 11 Pro Max (Midnight Green, 256 GB)
                APPLE iPhone 11 Pro Max (Gold, 64 GB)
15
               APPLE iPhone 11 Pro Max (Gold, 256 GB)
14
0
                    APPLE iPhone 8 Plus (Gold, 64 GB)
29
                      APPLE iPhone 12 (White, 128 GB)
           APPLE iPhone 12 Pro Max (Graphite, 128 GB)
                      APPLE iPhone 12 (Black, 128 GB)
                       APPLE iPhone 12 (Blue, 128 GB)
Name: Product Name, dtype: object
```

وفقًا للبيانات المذكورة أعلاه، يوجد أدناه أهم 5 أجهزة iPhone الأكثر شهرة في الهند:

- 1. APPLE iPhone 11 Pro Max أخضر ليلي ، 64 جيجابايت).
- 2. APPLE iPhone 11 Pro Max (رمادي فلكي ، 64 جيجابايت).
- 3. APPLE iPhone 11 Pro Max (أخضر ليلي ، 256 جيجابايت).
 - 4. APPLE iPhone 11 Pro Max (ذهبي ، 64 جيجابايت).
 - 5. APPLE iPhone 11 Pro Max (ذهبي ، 256 جيجابايت).

دعنا الآن نلقى نظرة على عدد تقييمات أجهزة iPhone الأعلى تصنيفًا على Flipkart:





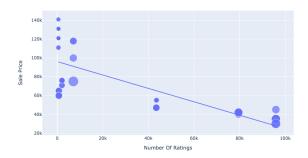
وفقًا للرسم البياني الشريطي (bar graph) أعلاه، يتمتع APPLE iPhone 8 Plus (ذهبي، الشريطي (bar graph) أعلاه، يتمتع Flipkart دعنا الآن نلقي نظرة على عدد 64 جيجابايت) بأكبر عدد من التقييمات على Flipkart. الأجهزة iPhone الأعلى تقييمًا على Flipkart:

Number of Reviews of Highest Rated iPhones



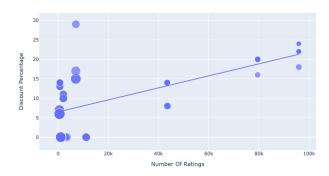
يتصدر APPLE iPhone 8 Plus (ذهبي، 64 جيجابايت) أيضًا أعلى عدد من المراجعات على Thone 8 Plus من بين أجهزة iPhone الأعلى تصنيفًا في الهند. دعنا الآن نلقي نظرة على العلاقة بين سعر بيع أجهزة iPhone وتقييماتها على Flipkart:





توجد علاقة خطية سالبة بين سعر بيع أجهزة iPhone وعدد التقييمات. هذا يعني أن أجهزة iPhone ذات أسعار البيع المنخفضة تُباع أكثرفي الهند. دعنا الآن نلقي نظرة على العلاقة بين نسبة الخصم على أجهزة iPhone على Flipkart وعدد التقييمات:

Relationship between Discount Percentage and Number of Ratings of iPhones



هناك علاقة خطية بين نسبة الخصم على أجهزة iPhone على Flipkart وعدد التقييمات. هذا يعني أن أجهزة iPhone ذات الخصومات العالية تُباع أكثر في الهند.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل مبيعات iPhone في الهند باستخدام لغة برمجة بايثون. بعض النقاط المستفادة من هذه المقالة حول مبيعات iPhone في الهند هي:

- كان APPLE iPhone 8 Plus (ذهبي، 64 جيجابايت) أكثر iPhone تقديراً في الهند.
 - تباع أجهزة iPhone ذات أسعار البيع المنخفضة أكثرفي الهند.
 - تباع أجهزة iPhone ذات الخصومات العالية أكثرفي الهند.

أتمنى أن تكون قد أحببت مقالة تحليل مبيعات iPhone باستخدام بايثون.

7) تحلیل مبیعات Flipkart باستخدام بایثون Sale Analysis using Python

تقدم Flipkart عملية بيع كل عام خلال موسم الأعيادفي الهند. يُعرف هذا البيع باسم بيع Big تقدم Billion Days. ينصب تركيز البيع على الإلكترونيات من كل نوع، بمافي ذلك الهواتف الذكية الرائدة. لذلك، إذا كنت ترغب في تحليل المنتجات والعروض على بيع منصة التجارة الإلكترونية، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل مبيعات Flipkart باستخدام بايثون.

تحلیل مبیعات Flipkart

لتحليل بيع Flipkart Big Billion Days، بحثت ووجدت مجموعة بيانات مثالية على Kaggle. تحتوي مجموعة البيانات على جميع المعلومات حول جميع المنتجات المعروضة للبيع. نظرًا لبدء هذا البيع في 23 سبتمبر، يمكننا تحليل اليوم الأول من البيع حيث تم تقديم العروض الأكثر جاذبية في اليوم الأول بواسطة Flipkart.

بالنسبة لمهمة تحليل مبيعات Flipkart، سأختار فقط بيانات البيع على الهواتف الذكية في اليوم الأول من بيع Flipkart. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لهذه المهمة هنا. يمكنك أيضًا استخدام مجموعة البيانات الكاملة لبيع Flipkart هنا.

في القسم أدناه، سأنتقل بك إلى تحليل مبيعات Flipkart من خلال تحليل العروض على بيع الهواتف الذكية.

تحليل مبيعات Flipkart باستخدام بايثون

لنبدأ مهمة تحليل بيع Flipkart عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go

data = pd.read_csv("23_09_2022.csv")
print(data.head())
```

```
name offer_price original_price off_now \
                                   57990
      APPLE iPhone 13 (Blue, 128 GB)
                                                      69900 17% off
    APPLE iPhone 11 (White, 128 GB)
1
                                        41990
                                                      48900 14% off
                                       57990
                                                      69900 17% off
2 APPLE iPhone 13 (Midnight, 128 GB)
IAIR D25
4 APPLE iPhone 13 (Starlight, 128 GB)
                          IAIR D25
                                        1098
                                                       1699 35% off
                                       58990
                                                      69900 15% off
  total_ratings total_reviews rating \
      13052 1036 4.6
        96244
                      7044
                             4.6
        13052
                      1036
                             4.6
         11
                       8 4.1
        13052
                      1036 4.6
                                    description \
0 ['128 GB ROM', '15.49 cm (6.1 inch) Super Reti...
1 ['128 GB ROM', '15.49 cm (6.1 inch) Liquid Ret...
2 ['128 GB ROM', '15.49 cm (6.1 inch) Super Reti...
3 ['32 MB RAM | 32 MB ROM', '4.32 cm (1.7 inch) ...
4 ['128 GB ROM', '15.49 cm (6.1 inch) Super Reti...
                      created_at
0 2022-09-23 22:37:42.702432+05:30
1 2022-09-23 22:37:42.703432+05:30
2 2022-09-23 22:37:42.703432+05:30
3 2022-09-23 22:37:42.703432+05:30
4 2022-09-23 22:37:42.704431+05:30
```

يحتوي عمود الخصم (discount column) المذكورفي مجموعة البيانات على قيم سلسلة. لذلك سوف أقوم بإنشاء عمود خصم جديد من خلال حساب الخصم الذي تقدمه Flipkart على كل هاتف ذكى:

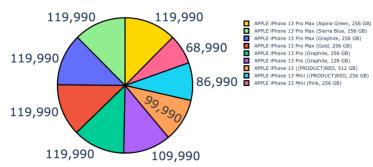
```
data["Discount"] = (data['original_price'] - data['offer_price'] / data['original_price'] * 100 دعنا الآن نلقي نظرة على أفضل الصفقات على الهواتف الذكية التي تقدمها Flipkart فيضات:
```





حتى نتمكن من رؤية المنتجات الأعلى تصنيفًا من جميع شرائح الأسعارفي هذا البيع. دعنا الآن نلقى نظرة على أغلى صفقات الهواتف الذكية في التخفيضات:

Most Expensive Offers in the Flipkart Big Billion Days Sale



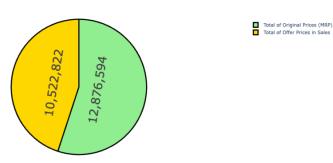
جميع العروض باهظة الثمن على الهواتف الذكية في البيع كانت على أجهزة Apple iPhones.

التكلفة اليومية لبيع الهواتف الذكية إلى Flipkart

الخصومات المقدمة هي نفقات الأعمال. يخفض النشاط التجاري سعر المنتج لزيادة بيعه للمنتجات. الخصم يندرج تحت فئة التكاليف الترويجية.

نحن نستخدم بيانات بيع Flipkart على الهواتف الذكية في اليوم الأول من البيع. لذلك دعونا نحسب تكلفة هذا البيع إلى Flipkart على الهواتف الذكية فقط في اليوم الأول من البيع:

Total Discounts Offered Vs. MRP



```
print("Cost of big billion days sale to flipkart on
smartphones = ", 12876594 - 10522822)
```

```
Cost of big billion days sale to flipkart on smartphones = 2353772
```

لذا فإن تكلفة الخصم على Flipkart على الهواتف الذكية فقط ستكون 23،53،772 دولارًا لكمية واحدة فقط من جميع الهواتف الذكية المعروضة للبيع.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل مبيعات Flipkart Big Billion Days. لا تترددفي الاستلهام من هذه المقالة لتحليل المزيد من بيع Flipkart على مجموعة البيانات الكاملة هنا. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل بيع Flipkart باستخدام بايثون.

8) تحلیل أسعار الماس باستخدام بایثون Price Analysis using Python

الماس (diamond) هو من أغلى الأحجار. يختلف سعر الماس بغض النظر عن الحجم بسبب العوامل التي تؤثر على سعر الماس. لذلك، إذا كنت تريد معرفة كيفية استخدام مهاراتك في علم البيانات لتحليل سعر الماس والتنبؤ به، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة تحليل أسعار الماس والتنبؤ باستخدام لغة برمجة بايثون.

تحليل سعر الماس

لتحليل سعر الماس وفقًا لخصائصه، نحتاج أولاً إلى مجموعة بيانات تحتوي على أسعار الماس بناءً على ميزاتها. لقد وجدت بيانات مثالية على Kaggle تحتوي على معلومات حول الماس مثل:

- 1. القيراط (Carat).
 - 2. القطع (Cut).
- 3. اللون (Colour).
- 4. الوضوح (Clarity).
 - 5. العمق (Depth).
 - 6. الجدول (Table).
 - 7. السعر (Price).
 - 8. الحجم (Size).

يمكنك تنزيل مجموعة البيانات هذه من هنا. في القسم أدناه، سوف آخذك خلال مهمة تحليل سعر الماس باستخدام بايثون.

تحليل أسعار الماس باستخدام بايثون

لنبدأ مهمة تحليل أسعار الماس من خلال استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go

data = pd.read_csv("diamonds.csv")
print(data.head())
```

```
Unnamed: 0 carat
                     cut color clarity depth table price
                                                         х у
         1
            0.23
                   Ideal
                          E
                               SI2
                                      61.5
                                            55.0
                                                  326 3.95 3.98
1
             0.21 Premium
                            Е
                                 SI1
                                      59.8
                                            61.0
                                                  326 3.89 3.84
                                 VS1
                                      56.9
                                            65.0
                                                  327 4.05 4.07
             0.23
                     Good
             0.29 Premium
                          I
                                 VS2
                                      62.4
                                           58.0
                                                  334 4.20 4.23
                                 SI2
                                     63.3
                                                  335 4.34 4.35
                                           58.0
                     Good
0 2.43
1 2.31
3 2.63
4 2.75
```

تحتوي مجموعة البيانات هذه على عمود بدون اسم Unnamed column. سأحذف هذا العمود قبل الانتقال إلى أبعد من ذلك:

```
data = data.drop ("Unnamed: 0", axis=1) لنبدأ الآن في تحليل أسعار الماس. سأحلل أولاً العلاقة بين القيراط وسعر الماس لأرى كيف يؤثر عدد القيراط على سعر الماس:
```

```
figure = px.scatter(data_frame = data, x="carat", y="price", size="depth", color= "cut", trendline="ols")

figure.show()

Cut

Ideal
Premium
Good
Very Good
Fair
```

يمكننا أن نرى علاقة خطية بين عدد قيراط وسعر الماس. هذا يعني أن القيراط الأعلى يؤدي إلى ارتفاع الأسعار.

سأضيف الآن عمودًا جديدًا إلى مجموعة البيانات هذه عن طريق حساب حجم الماس (الطول × العرض × العمق):

```
data["size"] = data["x"] * data["y"] * data["z"]
```

print(data)

```
carat
                 cut color clarity depth table price
      0.23
              Ideal E SI2 61.5 55.0 326 3.95 3.98 2.43
1
      0.21
             Premium
                             SI1
                                  59.8
                                         61.0
                                                326 3.89 3.84 2.31
       0.23
               Good
                                  56.9
                                         65.0
                                                327 4.05 4.07 2.31
       0.29
                           VS2
                                         58.0
             Premium
                        I
                                  62.4
                                                334 4.20 4.23 2.63
                           SI2
       0.31
               Good
                        J
                                  63.3
                                        58.0
                                               335 4.34 4.35 2.75
                                          . . .
                                   60.8
                                         57.0
53935
      0.72
               Ideal
                        D
                             SI1
                                              2757 5.75 5.76 3.50
53936
      0.72
                Good
                        D
                             SI1
                                   63.1
                                         55.0
                                              2757 5.69 5.75 3.61
53937
      0.70 Very Good
                        D
                            SI1
                                   62.8
                                         60.0
                                               2757 5.66 5.68 3.56
53938
      0.86
            Premium
                       н
                           SI2
                                   61.0
                                         58.0
                                              2757 6.15 6.12 3.74
53939
                           SI2
                                  62.2
                                        55.0 2757 5.83 5.87 3.64
           size
      38.202030
      34.505856
      38.076885
      46.724580
      51.917250
53935 115.920000
53937 114.449728
53938 140.766120
53939 124.568444
[53940 rows x 11 columns]
```

دعنا الآن نلقي نظرة على العلاقة بين حجم الماس وسعره:

```
figure = px.scatter(data frame = data, x="size,"
          y="price", size="size,"
          color= "cut", trendline="ols("
figure.show()
                                                                       Ideal
                                                                       Premium
    140k
                                                                       Good
                                                                       Very Good
    120k
                                                                       Fair
    100k
     80k
     60k
     40k
     20k
      0
```

2500

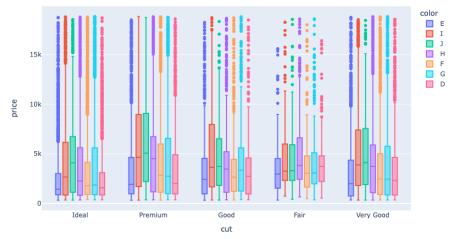
size

4000

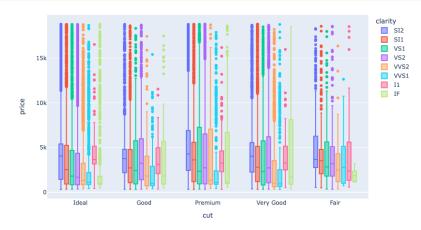
يستنتج الشكل أعلاه ميزتين للماس:

- 1. الماس المقطوع المتميز كبير نسبيًا من الماس الآخر.
- 2. هناك علاقة خطية بين حجم جميع أنواع الماس وأسعاره.

دعنا الآن نلقي نظرة على أسعار جميع أنواع الماس بناءً على لونها:



دعنا الآن نلقي نظرة على أسعار جميع أنواع الماس بناءً على وضوحها:



دعنا الآن نلقي نظرة على العلاقة بين أسعار الماس والميزات الأخرى في مجموعة البيانات:

```
correlation = data.corr()
print(correlation["price"].sort_values(ascending=False))
```

```
price 1.000000

carat 0.921591

size 0.902385

x 0.884435

y 0.865421

z 0.861249

table 0.127134

depth -0.010647

Name: price, dtype: float64
```

التنبؤ بسعر الماس

الآن ، سأنتقل إلى مهمة التنبؤ بأسعار الماس باستخدام جميع المعلومات الضرورية من تحليل سعر الماس الذي تم إجراؤه أعلاه.

قبل المضي قدمًا ، سأقوم بتحويل قيم عمود القطع (cut column) حيث أن نوع قطع الماس هو ميزة قيمة للتنبؤ بسعر الماس. لاستخدام هذا العمود ، نحتاج إلى تحويل قيمه الفئوية (categorical values) إلى قيم عددية (numerical values). فيما يلي كيف يمكننا تحويلها إلى ميزة عددية:

الآن، دعنا نقسم البيانات إلى مجموعات تدريب واختبار:

الآن سأقوم بتدريب نموذج التعلم الآلي لمهمة التنبؤ بسعر الماس:

```
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
model = RandomForestRegressor()
model.fit(xtrain, ytrain)
```

الآن فيما يلي كيفية استخدام نموذج التعلم الآلي الخاص بنا للتنبؤ بسعر الماس:

```
print("Enter House Details to Predict Rent")
a = float(input("Carat Size: "))
b = int(input("Cut Type (Ideal: 1, Premium: 2, Good: 3, Very
Good: 4, Fair: 5): "))
c = float(input("Size: "))
features = np.array([[a, b, c]])
print("Predicted Diamond's Price = ", model.predict(features))
```

```
Enter House Details to Predict Rent

Carat Size: 0.60

Cut Type (Ideal: 1, Premium: 2, Good: 3, Very Good: 4, Fair: 5): 2

Size: 40

Predicted Diamond's Price = [937.13946429]
```

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها استخدام مهاراتك في علوم البيانات لمهمة تحليل أسعار الماس والتنبؤ باستخدام لغة برمجة بايثون. وفقًا لتحليل أسعار الماس، يمكننا القول إن سعر وحجم الماس المتميز أعلى من أنواع الماس الأخرى. أتمنى أن تكون قد أحببت هذا المقال عن تحليل سعر الماس والتنبؤ به باستخدام بايثون.

Netflix باستخدام بایثون Netflix انظام توصیات Netflix باستخدام بایثون (9 Recommendation System using Python

Netflix عبارة عن نظام أساسي للبث يعتمد على الاشتراك يسمح للمستخدمين بمشاهدة الأفلام والبرامج التلفزيونية بدون إعلانات. أحد أسباب شعبية Netflix هو نظام التوصية الخاص (recommendation system) بها. يوصي نظام التوصية بالأفلام والبرامج التلفزيونية بناءً على اهتمام المستخدم. إذا كنت طالبًا في علوم البيانات وترغب في معرفة كيفية إنشاء نظام توصية Netflix، فهذه المقالة مناسبة لك. ستأخذك هذه المقالة في جولة حول كيفية إنشاء نظام توصية Netflix باستخدام بايثون.

Netflix كيفية عمل نظام توصيات

يعرض لك نظام التوصية في Netflix الأفلام والبرامج التلفزيونية وفقًا لاهتماماتك. Netflix لديها الكثير من البيانات بسبب قاعدة مستخدميها. يتنبأ نظام التوصية الخاص به بكتالوج مخصص لك بناءً على عوامل مثل:

- 1. سجل المشاهدة الخاص بك.
- محفوظات المشاهدة للمستخدمين الآخرين الذين لديهم أذواق وتفضيلات مماثلة لذوقك وتفضيلاتك.
- الأنواع والفئات والوصف والمزيد من المعلومات حول المحتوى الذي شاهدته في الماضي.

يعد نوع المحتوى أحد أهم العوامل التي تساعد Netflix على التوصية بمزيد من المحتوى حتى للمستخدمين الجدد. آمل أن تكون قد فهمت كيف توصي Netflix مستخدميها بالمحتوى. يمكنك معرفة المزيد عن ذلك هنا. في القسم أدناه، سوف أطلعك على كيفية إنشاء نظام توصية Netflix باستخدام بايثون.

نظام توصيات Netflix باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لإنشاء نظام توصية Netflix باستخدام بايثون من Kaggle. تحتوي مجموعة البيانات على معلومات حول جميع الأفلام والبرامج التلفزيونية على Netflix اعتبارًا من عام 2021. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا.

دعنا الآن نستورد مكتبات بايثون الضرورية ومجموعة البيانات التي نحتاجها لهذه المهمة:

```
import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction import text
from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity

data = pd.read_csv("netflixData.csv")
print(data.head())
```

```
Show Id
                                                            Title \
                                                         (Un)Well
0 cc1b6ed9-cf9e-4057-8303-34577fb54477
1 e2ef4e91-fb25-42ab-b485-be8e3b23dedb
                                                           #Alive
2 b01b73b7-81f6-47a7-86d8-acb63080d525 #AnneFrank - Parallel Stories
3 b6611af0-f53c-4a08-9ffa-9716dc57eb9c
                                                         #blackAF
4 7f2d4170-bab8-4d75-adc2-197f7124c070
                                                  #cats_the_mewvie
                                      Description \
O This docuseries takes a deep dive into the luc...
1 As a grisly virus rampages a city, a lone man ...
2 Through her diary, Anne Frank's story is retol...
3 Kenya Barris and his family navigate relations...
4 This pawesome documentary explores how our fel...
                    Director \
                        NaN
                      Cho Il
2 Sabina Fedeli, Anna Migotto
           Michael Margolis
                                    Reality TV
1 Horror Movies, International Movies, Thrillers
           Documentaries, International Movies
                                   TV Comedies
           Documentaries, International Movies
                                            Cast Production Country \
                                             NaN United States
                         Yoo Ah-in, Park Shin-hye
                                                     South Korea
                       Helen Mirren, Gengher Gatti
3 Kenya Barris, Rashida Jones, Iman Benson, Genn... United States
  Release Date Rating Duration Imdb Score Content Type
                                                          Date Added
      2020.0 TV-MA 1 Season 6.6/10 TV Show
       2020.0 TV-MA 99 min 6.2/10
                                             Movie September 8, 2020
       2019.0 TV-14 95 min 6.4/10
                                             Movie July 1, 2020
   2020.0 TV-MA 1 Season 6.6/10 TV Show NaN
2020.0 TV-14 90 min 5.1/10 Movie February 5, 2020
```

في الانطباعات الأولى على مجموعة البيانات، أستطيع أن أرى أن عمود العنوان (Title في الانطباعات الأولى على مجموعة البيانات، أسطف الأفلام أو البرامج التلفزيونية. سوف (column أعود إليها. في الوقت الحالي، دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت البيانات تحتوي على قيم خالية أم لا:

```
print(data.isnull().sum())
```

```
Show Id
Title
Description
                       a
Director
                     2064
Production Country
                     559
Release Date
                      3
Rating
Duration
                       3
Imdb Score
                      608
Content Type
                      0
Date Added
                    1335
dtype: int64
```

تحتوي مجموعة البيانات على قيم فارغة، ولكن قبل إزالة القيم الخالية، دعنا نحدد الأعمدة التي يمكننا استخدامها لبناء نظام توصية Netflix:

```
data = data[["Title", "Description", "Content Type",
   "Genres"]]
print(data.head())
```

```
(Un)Well
2 #AnneFrank - Parallel Stories
                       #blackAF
              #cats_the_mewvie
                                       Description Content Type \
0 This docuseries takes a deep dive into the luc... TV Show
1 As a grisly virus rampages a city, a lone man ...
2 Through her diary, Anne Frank's story is retol...
3 Kenya Barris and his family navigate relations...
                                                      TV Show
4 This pawesome documentary explores how our fel...
                                         Genres
                                     Reality TV
1 Horror Movies, International Movies, Thrillers
           Documentaries, International Movies
3
                                    TV Comedies
             Documentaries, International Movies
```

حسب الاسم المقترح:

- 1. يحتوي عمود العنوان (title column) على عناوين الأفلام والبرامج التلفزيونية على .Netflix
- يصف عمود الوصف (Description column) مخطط العروض التلفزيونية والأفلام.

- 3. يخبرنا عمود (Content Type column) ما إذا كان فيلمًا أم عرضًا تلفزيونيًا.
- يحتوي عمود النوع (Genre column) على جميع أنواع العرض التلفزيوني أو الفيلم.

الآن دعنا نسقط الصفوف التي تحتوي على قيم خالية وننتقل إلى أبعد من ذلك:

```
data = data.dropna() الآن سوف أقوم بتنظيف عمود العنوان لأنه يحتوي على بعض إعداد البيانات:
```

```
import nltk
import re
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
from nltk.corpus import stopwords
import string
stopword=set(stopwords.words('english'))
def clean(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
   text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
   text = re.sub('<.*?>+', '', text)
   text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
text)
    text = re.sub('\n', '', text)
    text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
    text = [word for word in text.split(' ') if word not in
stopword]
    text=" ".join(text)
    text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
    text=" ".join(text)
    return text
data["Title"] = data["Title"].apply(clean)
```

دعنا الآن نلقي نظرة على بعض عينات العناوين قبل المضي قدمًا:

```
print(data.Title.sample(10))
```

```
3111
               miniforc super dino power
1822
                             girl reveng
910
                           casino tycoon
4075
                              sand castl
2760
        bangkok love stori object affect
4365
1733
                                    full
                         jeff dunham map
2343
Name: Title, dtype: object
```

الآن سأستخدم عمود الأنواع كميزة للتوصية بمحتوى مشابه للمستخدم. سأستخدم مفهوم تشابه جيب التمام (cosine similarity) هنا (يُستخدم للعثور على أوجه التشابه في مستندين):

```
feature = data["Genres"].tolist()
tfidf = text.TfidfVectorizer(input=feature,
stop words="english")
tfidf matrix = tfidf.fit transform(feature)
similarity = cosine similarity(tfidf matrix)
الآن سأقوم بتعيين عمود العنوان كفهرس حتى نتمكن من العثور على محتوى مشابه من خلال
                                 إعطاء عنوان الفيلم أو العرض التلفزيوني كمدخل:
indices = pd.Series(data.index,
         index=data['Title']).drop duplicates()
            إليك الآن كيفية كتابة دالة للتوصية بالأفلام والبرامج التلفزيونية على Netflix:
def netFlix recommendation(title, similarity = similarity):
 index = indices[title]
 similarity scores = list(enumerate(similarity[index]))
 similarity scores = sorted(similarity scores, key=lambda x:
x[1], reverse=True)
 similarity scores = similarity scores[0:10]
 movieindices = [i[0] for i in similarity scores]
 return data['Title'].iloc[movieindices]
print(netFlix recommendation("girlfriend"))
                   blackaf
 285
                 washington
```

blackaf

washington

arrest develop

astronomi club sketch show

aunti donna big ol hous fun

big mouth

big mouth

big mouth

big mouth

chappell show

Name: Title, dtype: object

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها إنشاء نظام توصيات Netflix باستخدام لغة برمجة بايثون.

الملخص

يتنبأ نظام التوصية الخاص بـ Netflix بكتالوج مخصص لك استنادًا إلى عوامل مثل محفوظات العرض الخاصة بك وسجل عرض المستخدمين الآخرين ذوي الأذواق والتفضيلات المماثلة والأنواع والفئة والأوصاف والمزيد من المعلومات عن المحتوى الذي شاهدته. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول إنشاء نظام توصيات Netflix باستخدام بايثون.

10) التنبؤ بترافيك موقع ويب باستخدام بايثون Website Traffic Forecasting using Python

يعني التنبؤ بترافيك موقع الويب (Website Traffic Forecasting) التنبؤ بترافيك موقع الويب خلال فترة معينة. إنها واحدة من أفضل حالات استخدام تنبؤ السلاسل الزمنية (Series Forecasting). إذا كنت تريد معرفة كيفية التنبؤ بترافيك موقع ويب، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة التنبؤ بترافيك موقع ويب باستخدام بايثون.

التنبؤ بترافيك موقع ويب باستخدام بايثون

يتم جمع مجموعة البيانات التي أستخدمها للتنبؤ بترافيك موقع الويب من بيانات الترافيك اليومية لموقع thecleverprogrammer.com. يحتوي على بيانات حول بيانات الترافيك اليومية من يونيو 2021 إلى يونيو 2022. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا. لنبدأ الآن في مهمة التنبؤ بترافيك موقع الويب عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
from statsmodels.tsa.seasonal import seasonal_decompose
from statsmodels.graphics.tsaplots import plot_pacf
from statsmodels.tsa.arima_model import ARIMA
import statsmodels.api as sm

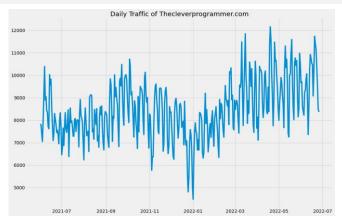
data = pd.read_csv("Thecleverprogrammer.csv")
print(data.head())
```

```
Date Views
0 01/06/2021 7831
1 02/06/2021 7798
2 03/06/2021 7401
3 04/06/2021 7054
4 05/06/2021 7973
```

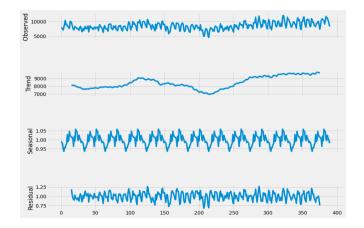
تحتوي مجموعة البيانات على عمودين، التاريخ (date) والترافيك(traffic). قبل المضي قدمًا، سأحول عمود التاريخ إلى نوع بيانات التاريخ والوقت:

كان عمود التاريخ والوقت كائنًا (object)في البداية، لذلك قمت بتحويله إلى عمود التاريخ والوقت. دعنا الآن نلقي نظرة على الترافيك اليومية لموقع الويب:

```
plt.style.use('fivethirtyeight')
plt.figure(figsize=(15, 10))
plt.plot(data["Date"], data["Views"])
plt.title("Daily Traffic of Thecleverprogrammer.com")
plt.show()
```



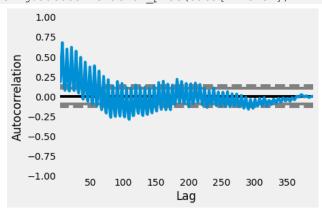
بيانات الترافيك على موقعنا موسمية (seasonal) لأن الترافيك على الموقع تزداد خلال أيام الأسبوع وتنخفض خلال عطلات نهاية الأسبوع. من المفيد معرفة ما إذا كانت مجموعة البيانات موسمية أم لا أثناء العمل على مشكلة تنبؤ السلاسل الزمنية. فيما يلي كيف يمكننا إلقاء نظرة على ما إذا كانت مجموعة البيانات الخاصة بنا ثابتة (stationary) أو موسمية (seasonal):



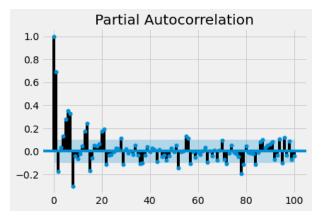
سأستخدم نموذج ARIMA الموسمي (SARIMA) للتنبؤ بالترافيك على موقع الويب. قبل استخدام نموذج SARIMA، من الضروري إيجاد قيم p و p و p يمكنك معرفة كيفية العثور على قيم p و p و p من p منا.

q و q و q و q و q نظرًا لأن البيانات ليست ثابتة، فإن قيمة q و q على قيم q و q بمكننا استخدام مخططات الارتباط التلقائي (autocorrelation) والارتباط التلقائي الجزئي (autocorrelation):

pd.plotting.autocorrelation_plot(data["Views"])



plot pacf(data["Views"], lags = 100)



الآن إليك كيف يمكننا تدريب نموذج SARIMA لمهمة التنبؤ بترافيك موقع الويب:

p, d, q = 5, 1, 2

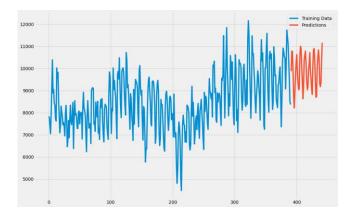
Dep. Varia	ble:			Views No.	Observations:		3:
Model:	SAR	IMAX(5, 1,	2)x(5, 1, 2	, 12) Log	Likelihood		-3099.40
Date:			Tue, 28 Jun	2022 AIC			6228.80
Time:			07:	01:10 BIC			6287.82
Sample:				0 HQIC			6252.229
				- 391			
Covariance	Type:			opg			
	coef	std err	z	P> z	[0.025	0.975]	
ar.L1				0.000		1.043	
	-0.7973						
	-0.1442				-0.477		
	-0.1833				-0.480		
ar.L5				0.264			
ma.L1	-1.1826	0.094			-1.368		
ma.L2	0.8856			0.000	0.732		
ar.S.L12	-0.2606	4.608		0.955	-9.293		
ar.S.L24	0.0428	0.781		0.956	-1.488	1.573	
	-0.1880	0.246		0.445	-0.670		
	-0.2151			0.823			
	0.0127				-1.920		
	-0.6902						
ma.S.L24					-7.228		
sigma2	1.257e+06				9.46e+05		
	(0)						1.32
Ljung-Box Prob(0):	(Q):			Jarque-Bera Prob(JB):	(JB):		0.52
107	Inned ades (III)		1.03	` '			0.14
Heteroskedasticity (H): Prob(H) (two-sided):			0.85				3.01
Prob(H) (t	.wo-siaea):		0.85	Nurtosis:			3.01

دعنا الآن نتنبأ بترافيك موقع الويب خلال الخمسين يومًا القادمة:

```
predictions = model.predict(len(data), len(data)+50)
print(predictions)
```

```
391
      9874.390136
392 10786.957398
393 10757.445305
      9863.890552
    8765.031698
395
396 8212.310651
397
     9685.809771
398
399 10270.622236
400
     10625.904093
401
     9854.870630
402 9362.193417
403
     9081.558484
494
405 10538.993124
     11003.816870
407 10897.859601
408 10083.291284
      9445.806523
409
     8629.901288
410
411 9184.420361
413 10593.941868
414 10788.128238
415
     10263.101427
      9449.467789
416
417 9040.226113
418
      9168.972091
419
     9887.094079
420 10218.658067
421 10715.657122
    ___9899.224399
422
423
      9541.622897
     9065.810941
424
425
     8825.335634
426
427
     10839.866240
428 10905.862922
     10411.640309
429
     9451.211368
430
431 8698.339931
432
      8725.534103
433 10060.678587
434 10506.263524
435
     10842.515622
436 10485.387495
437
     9335.244813
     9175.122336
438
439
      9357.034382
440 10295.910655
441 11162.934817
dtype: float64
```

إليك كيف يمكننا رسم التنبؤات:



الملخص

إذن هذه هي الطريقة التي يمكنك بها التنبؤ بترافيك موقع الويب لفترة معينة. يعد التنبؤ بترافيك موقع الويب أحد أفضل أفكار مشروع علم البيانات التي يمكنك ذكرهافي سيرتك الذاتية. آمل أن يكون هذا المقال مفيدًا لك لتعلم التنبؤ بترافيك موقع الويب باستخدام لغة برمجة بايثون.

انظام توصیة المطاعم بالستخدام بایثون (11 Restaurant Recommendation System using Python

يعد نظام التوصية (recommendation system) أحد التطبيقات الشائعة لعلم البيانات. نظام توصية المطاعم (restaurant recommendation system) هو أحد التطبيقات التي توصي بمطاعم مماثلة للعميل وفقًا لذوق العميل. إذا كنت تريد معرفة كيفية إنشاء نظام توصية مطعم، فهذه المقالة مناسبة لك. ستأخذك هذه المقالة في جولة حول كيفية إنشاء نظام توصية مطعم باستخدام بايثون.

نظام توصية المطاعم باستخدام بايثون

نظام توصية المطاعم هو أحد التطبيقات التي توصي بمطاعم مماثلة للعميل وفقًا لذوق العميل. لبناء نظام توصية مطعم باستخدام بايثون، قمت بجمع البيانات من Kaggle. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات لهذه المهمة من هنا.

دعنا الآن نستورد مكتبات بايثون الضرورية ومجموعة البيانات التي نحتاجها لهذه المهمة:

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction import text
from sklearn.metrics.pairwise import cosine_similarity

data =
pd.read_csv("TripAdvisor_RestauarantRecommendation.csv")
print(data.head())
```

```
Street Address \
0 Betty Lou's Seafood and Grill
                                 318 Columbus Ave
                                     55 State Rt 4
              Table Talk Diner 2521 South Rd Ste C
                                 3701 Dallas Pkwy
3914 Brewerton Rd
                   Sixty Vines
                   The Clam Bar
                     Location
0 San Francisco, CA 94133-3908 Seafood, Vegetarian Friendly, Vegan Options
   Hackensack, NJ 07601-6337
                                    Diner, American, Vegetarian Friendly
2 Poughkeepsie, NY 12601-5476
                                      American, Diner, Vegetarian Friendly
                                  American, Wine Bar, Vegetarian Friendly
         Plano, TX 75093-7777
            Syracuse, NY 13212
                                                     American, Bar, Seafood
           Reviews No of Reviews \
0 4.5 of 5 bubbles 243 reviews
    4 of 5 bubbles
                     84 reviews
    4 of 5 bubbles 256 reviews
3 4.5 of 5 bubbles 235 reviews
```

```
Comments Contact Number
                                              NaN +1 415-757-0569
1 Both times we were there very late, after 11 P... +1 201-488-4999
2 Waitress was very friendly but a little pricey... +1 845-849-2839
3 Not sure why I went there for the second time.... +1 469-620-8463
4 Doesn't look like much from the outside but wa... +1 315-458-1662
                                  Trip_advisor Url \
0 https://www.tripadvisor.com//Restaurant Review...
1 https://www.tripadvisor.com//Restaurant_Review...
2 https://www.tripadvisor.com//Restaurant_Review...
3 https://www.tripadvisor.com//Restaurant_Review...
4 https://www.tripadvisor.com//Restaurant_Review...
              Check The Website for a Menu $$ - $$$
                                             SS - SSS
               Check The Website for a Menu
2 http://tabletalkdiner.com/menu/breakfast/
                                             $$ - $$$
     https://sixtyvines.com/menu/plano-tx/ $$ - $$$
               Check The Website for a Menu $$ - $$$
```

سأحدد عمودين من مجموعة البيانات لبقية المهمة (الاسم (Name) والنوع (Type)):

```
data = data[["Name", "Type"]]
print(data.head())
```

```
Name

Name

Type

Betty Lou's Seafood and Grill

Coach House Diner

Diner, American, Vegetarian Friendly

Table Talk Diner

American, Diner, Vegetarian Friendly

American, Wine Bar, Vegetarian Friendly

American, Bar, Seafood
```

قبل المضي قدمًا، دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت البيانات تحتوي على أي قيم فارغة أم لا:

```
print(data.isnull().sum())
```

```
Name 0
Type 13
dtype: int64
```

لذلك تحتوي البيانات على بعض القيم الخالية في عمود النوع. سأحذف الصفوف التي تحتوي على قيم فارغة قبل المضى قدمًا:

```
data = data.dropna()
```

يعد نوع المطعم ميزة قيّمة في البيانات لبناء نظام توصية. يمثل عمود النوع هنا فئة المطاعم. على سبيل المثال، إذا كان العميل يحب المطاعم الصديقة للنباتيين، فسوف ينظر فقط إلى التوصيات إذا كانت صديقة للنباتيين أيضًا. لذلك سأستخدم عمود النوع كميزة للتوصية بمطاعم مماثلة للعميل:

```
feature = data["Type"].tolist()

tfidf = text.TfidfVectorizer(input=feature,
stop_words="english")

tfidf_matrix = tfidf.fit_transform(feature)
similarity = cosine_similarity(tfidf_matrix)
```

الآن سأقوم بتعيين اسم المطعم كفهرس حتى نتمكن من العثور على مطاعم مماثلة من خلال إعطاء اسم المطعم كمدخل:

```
indices = pd.Series (data.index,
index=data['Name']).drop_duplicates()
الآن إليك كيفية كتابة دالة للتوصية بمطاعم مماثلة:
```

```
def restaurant_recommendation(name, similarity = similarity):
   index = indices[name]
   similarity_scores = list(enumerate(similarity[index]))
   similarity_scores = sorted(similarity_scores, key=lambda x:
   x[1], reverse=True)
   similarity_scores = similarity_scores[0:10]
   restaurantindices = [i[0] for i in similarity_scores]
   return data['Name'].iloc[restaurantindices]

print(restaurant recommendation("Market Grill"))
```

```
23
                    The Lion's Share
154
                          Houlihan's
518
              Midgley's Public House
568
                   Aspen Creek Grill
770
                Pete's Sunset Grille
1190
        Paul Martin's American Grill
1581
                      Aviation Grill
1872
                      Aviation Grill
2193
                   Crest Bar & Grill
2612 Tahoe Joe's Famous Steakhouse
Name: Name, dtype: object
```

الملخص

هذه هي كيفية بناء نظام التوصية بالمطعم باستخدام لغة برمجة بايثون. نظام التوصية بالمطعم هو تطبيق يوصي بمطاعم مماثلة للعميل وفقًا لذوق العميل. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول بناء نظام التوصية بالمطعم باستخدام بايثون.

12) تحليل أداء اللاعب Virat Kohli باستخدام بايثون Virat Kohli Performance Analysis using Python

يعد تحليل أداء اللاعب (player's performance) إحدى حالات استخدام علوم البيانات في التحليلات الرياضية (Virat Kohli). يعتبر فيرات كوهلي (Virat Kohli) أحد أشهر لاعبي الكريكيت في العالم. لذلك سيكون مشروع علم بيانات رائعًا إذا قمنا بتحليل أداء الضرب لاتحبي الكريكيت في العالم. لذلك إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل أداء الخراك المتعدد للاتحداد المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة تحليل أداء Virat Kohli باستخدام بايثون.

تحليل أداء Virat Kohli (دراسة حالة)

يعتبر Virat Kohli أحد أشهر لاعبي الكريكيت في العالم. هنا تحصل على مجموعة بيانات لجميع مباريات ODI التي لعبها Virat Kohli من 18 أغسطس 2008 إلى 22 يناير 2017. أنت مطالب بتحليل أداء Virat Kohli في مباريات ODI.

فيما يلي المعلومات الكاملة حول جميع الأعمدةفي مجموعة البيانات:

- 1. Runs: النقاطفي المباراة.
- 2. **BF**: الكرات التي تواجههافي المباراة.
 - 3. **4s**: عدد 4s في المباراة.
 - 4. 6s: عدد 6sفي المباراة.
 - 5. SR: معدل الضربات في المباراة.
 - 6. Pos: مركز الضرب في المباراة.
- 7. Dismissal: كيف خرج Virat Kohli في المباراة.
 - 8. Inns: الشوط الأول والثاني.
 - Opposition : 9: من كان خصم الهند.
 - Ground . 10: مكان المباراة.
 - Start Date .11: تاريخ المباراة.

يمكنك تنزيل مجموعة البيانات هذه من هنا.

تحليل أداء Virat Kohli باستخدام بايثون

لنبدأ الآن بمهمة تحليل أداء Virat Kohli باستخدام بايثون. سأبدأ هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go
data = pd.read_csv("Virat_Kohli.csv")
print(data.head())
```

```
Runs BF 4s 6s
                 SR Pos Dismissal Inns Opposition
                                                       Ground \
   12 22 1 0 54.54 2.0
                             1bw
                                    1 v Sri Lanka
                                                       Dambulla
           6 0 55.22 2.0
                            caught
                                     2 v Sri Lanka
              0 65.78 1.0 run out
                                     1 v Sri Lanka Colombo (RPS)
   54 66
           7 0 81.81 1.0 bowled 1 v Sri Lanka Colombo (RPS)
   31 46 3 1 67.39 1.0
                             1bw 2 v Sri Lanka Colombo (RPS)
 Start Date
0 18-Aug-08
1 20-Aug-08
2 24-Aug-08
3 27-Aug-08
4 29-Aug-08
```

دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على أي قيم فارغة أم لا قبل المضى قدمًا:

تحتوي مجموعة البيانات على المباريات التي لعبها Virat Kohli بين 18 أغسطس 2008 و 201 يناير 2017. لذلك دعونا نلقى نظرة على إجمالي النقاط التي سجلها Virat Kohli:

```
#Total Runs Between 18-Aug-08 - 22-Jan-17
data["Runs"].sum()
```

6184

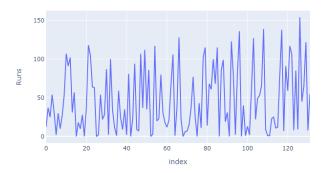
الآن دعونا نلقي نظرة على متوسط نقاط Virat Kohli خلال نفس الفترة:

```
#Average Runs Between 18-Aug-08 - 22-Jan-17
data["Runs"].mean()
```

```
46.848484848485
```

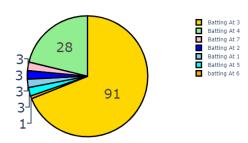
في ODIs، يعتبر متوسط الضرب من 35_37 متوسطًا جيدًا. لذا فإن معدل الضرب في ODIs، يعتبر متوسط الضرب في مسيرته Kohli يفي مسيرته من 18 أغسطس 2008 إلى 22 يناير 2017:

Runs Scored by Virat Kohli Between 18-Aug-08 - 22-Jan-17



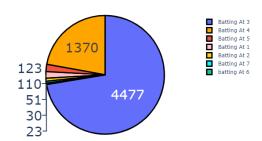
في العديد من الاشواط التي لعبها Virat Kohli ، سجل أكثر من 100 نقطة أو ما يقرب من (batting positions) ذلك. هذه علامة جيدة على الثبات. الآن دعونا نرى جميع مواقع الضرب (Virat Kohli) التي لعبها Virat Kohli :

Number of Matches At Different Batting Positions



في أكثر من 68٪ من جميع الاشواط التي لعبها Virat Kohli ، احتل المركز الثالث. الآن دعونا نلقي نظرة على مجموع النقاط (total runs) التي سجلها Virat Kohli في مراكز مختلفة:

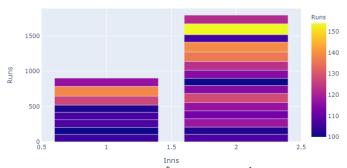
Runs By Virat Kohli At Different Batting Positions



أكثر من 72٪ من مجموع النقاط التي سجلها Virat Kohli هي في المركز الثالث. لذلك يمكننا القول أن الضرب في المركز الثالث مثالي Virat Kohli .

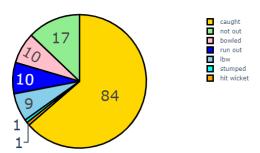
الآن دعونا نلقي نظرة على عدد القرون centuries (100 نقطة في شوط واحد) التي سجلها Virat Kohli أثناء الضرب في الاشواط الأولى والثانية:

Centuries By Virat Kohli in First Innings Vs. Second Innings



لذلك يتم تسجيل معظم القرون أثناء الضرب في الأدوار الثانية. من خلال هذا، يمكننا القول إن (dismissals) يحب مطاردة النتائج. دعنا الآن نلقي نظرة على نوع عمليات الطرد (Virat Kohli) التي واجهها Virat Kohli في معظم الأوقات:

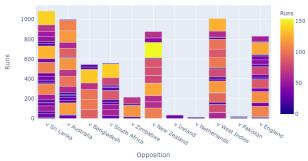
Dismissals of Virat Kohli



لذلك في معظم الأوقات، يخرج Virat Kohli من خلال القبض عليه من قبل اللاعب أو الحارس. الآن دعونا نلقى نظرة على الفريق الذي سجل Virat Kohli معظم نقاطه:

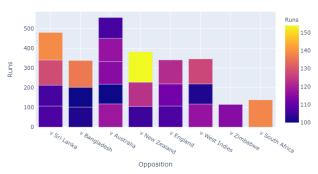
```
figure = px.bar(data, x=data["Opposition"], y = data["Runs"],
color = data["Runs"],
    title="Most Runs Against Teams")
figure.show()
```

Most Runs Against Teams



وفقًا للرقم أعلاه، يحب Virat Kohli اللعب ضد سريلانكا وأستراليا ونيوزيلندا وجزر الهند الغربية وإنجلترا. لكنه سجل معظم أشواطه أثناء لعبه ضد سريلانكا. دعونا الآن نلقي نظرة على الفريق الذي سجل ضده Virat Kohli معظم قرونه:





لذلك، كانت معظم القرون التي سجلها Virat Kohli ضد أستراليا. الآن دعونا نحلل معدل ضربات Virat Kohli ، سأقوم بإنشاء مجموعة بيانات خربات Virat Kohli ، سأقوم بإنشاء مجموعة بيانات جديدة لجميع المباريات التي لعبها Virat Kohli حيث كان معدل تسديده أكثر من 120:

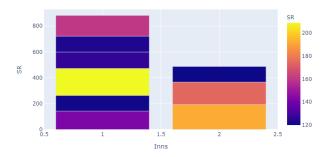
```
strike_rate = data.query("SR >= 120")
print(strike rate)
```

```
Runs BF 4s 6s
                       SR
                                  Pos Dismissal Inns
                                                      Opposition \
    27 19 4 0 142.10 Batting At 7
   100 83 8 2 120.48 Batting At 4
                                      not out
                                               1 v Bangladesh
   23 11 3 0 209.09 batting At 6 not out
                                                 1 v West Indies
     43 34 4 1 126.47 Batting At 3
                                       caught
                                                 1
                                                       v England
    102 83 13 2 122.89 Batting At 3
                                       caught
                                                 1 v West Indies
    100 52 8
                7 192.30 Batting At 3 not out
    115 66 18 1 174.24 Batting At 3 not out
     78 65
                2 120.00 Batting At 3
                                       caught
                                                 2 v New Zealand
      8 5 2 0 160.00 Batting At 3
                                      caught
          Ground Start Date
          Rajkot 15-Dec-09
32
           Dhaka 19-Feb-11
56
          Indore 8-Dec-11
76
      Birmingham 23-Jun-13
78 Port of Spain 5-Jul-13
         Jaipur 16-Oct-13
         Nagpur 30-Oct-13
       Hamilton 22-Jan-14
93
        Cuttack 19-Jan-17
```

الآن دعونا نرى ما إذا كان Virat Kohli يلعب بمعدلات ضربات عالية في الاشواط الأولى أو الاشواط الثانية:

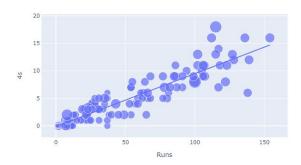
figure.show()





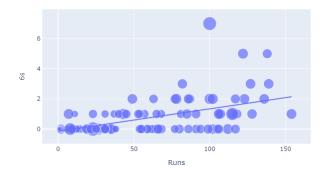
لذلك وفقًا للشكل أعلاه، يحب Virat Kohli اللعب بقوة أكبرفي الاشواط الأولى مقارنة بالاشواط الثانية. الآن دعونا نرى العلاقة بين الأشواط التي سجلها Virat Kohli والأربع (fours) التي لعبهافي كل شوط:

Relationship Between Runs Scored and Fours



هناك علاقة خطية. هذا يعني أن Virat Kohli يحب اللعب الرباعي. كلما زاد عدد مرات الجري التي سجلهافي الأدوار، كلما لعب رباعيات أكثر. دعونا نرى ما إذا كانت هناك علاقة ما مع السداسيات (sixes):





لا توجد علاقة خطية قوية هنا. هذا يعني أن Virat Kohli يحب لعب رباعايات أكثر من سداسيات. هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل أداء Virat Kohli أو أي لاعب كريكيت آخرفي العالم.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها إجراء تحليل أداء Virat Kohli باستخدام لغة برمجة بايثون. يعد تحليل أداء اللاعب إحدى حالات استخدام علم البيانات في التحليلات الرياضية. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل أداء Virat Kohli باستخدام بايثون.

Book نظام توصية الكتب باستخدام بايثون (13 Recommendation System using Python

يعد نظام التوصية (recommendation system) أحد التطبيقات الشائعة لعلم البيانات. نظام توصية الكتب (Book Recommendation system) هو تطبيق يستخدم للتوصية بالكتب المماثلة للمستخدم. إذا كنت تريد معرفة كيفية إنشاء نظام توصية للكتب، فهذه المقالة مناسبة لك. ستأخذك هذه المقالة في جولة حول كيفية إنشاء نظام توصية للكتب باستخدام بايثون.

نظام توصية الكتب باستخدام بايثون

يجب أن يوصي نظام التوصية الكتب بالكتب المماثلة بناءً على اهتمام المستخدم. يتم جمع مجموعة البيانات اللازمة لبناء نظام توصية الكتاب من Kaggle. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا.

دعنا الآن نستورد مكتبات بايثون الضرورية ومجموعة البيانات التي نحتاجها لهذه المهمة:

```
import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.feature_extraction import text
from sklearn.metrics.pairwise import linear_kernel

data = pd.read_csv("book_data.csv")
print(data.head())
```

```
book_authors ... image_url

0 Suzanne Collins ... https://images.gr-assets.com/books/14473036031...

1 J.K. Rowling|Mary GrandPré ... https://images.gr-assets.com/books/12556149701...

2 Harper Lee ... https://images.gr-assets.com/books/13619756801...

3 Jane Austen|Anna Quindlen|Mrs. Oliphant|George... ... https://images.gr-assets.com/books/13203993511...

4 Stephenie Meyer ... https://images.gr-assets.com/books/13610394431...

[5 rows x 12 columns]
```

سأختار ثلاثة أعمدة من مجموعة البيانات لبقية المهمة (book_desc ،book_title،

```
data = data[["book_title", "book_desc", "book_rating_count"]]
print(data.head())
```

```
book_title ... book_rating_count

0 The Hunger Games ... 5519135

1 Harry Potter and the Order of the Phoenix ... 2041594

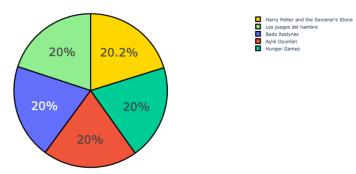
2 To Kill a Mockingbird ... 3745197

3 Pride and Prejudice ... 2453620

4 Twilight ... 4281268
```

دعنا نلقى نظرة على أفضل 5 كتب في مجموعة البيانات وفقًا لعدد التقييمات:

Top 5 Rated Books



قبل المضى قدمًا، دعنا نتحقق مما إذا كانت البيانات تحتوي على قيم خالية أم لا:

```
print(data.isnull().sum())
```

```
book_title 0
book_desc 1331
book_rating_count 0
dtype: int64
```

تحتوي مجموعة البيانات على قيم خالية في عمود وصف الكتاب (book description) . دعنا نسقط الصفوف التي تحتوى على قيم خالية:

```
data = data.dropna() سأستخدم الآن عمود وصف الكتاب كميزة للتوصية بالكتب المماثلة للمستخدم:
```

```
feature = data["book_desc"].tolist()

tfidf = text.TfidfVectorizer(input=feature,
stop_words="english")

tfidf_matrix = tfidf.fit_transform(feature)
similarity = linear_kernel(tfidf_matrix, tfidf_matrix)

الآن سأقوم بتعيين عمود عنوان الكتاب (book title column) كفهرس حتى نتمكن من العثور
على كتب مماثلة من خلال إعطاء عنوان الكتاب كمدخل:
```

```
indices = pd.Series (data.index,
index=data['book_title']).drop_duplicates()
الآن إلىك كيفية كتابة دالة للتوصية بكتب مهاثلة:
```

```
def book_recommendation(title, similarity = similarity):
   index = indices[title]
   similarity_scores = list(enumerate(similarity[index]))
   similarity_scores = sorted(similarity_scores, key=lambda x:
   x[1], reverse=True)
   similarity_scores = similarity_scores[0:5]
   bookindices = [i[0] for i in similarity_scores]
   return data['book_title'].iloc[bookindices]

print(book_recommendation("Letters to a Secret Lover"))
```

```
21823 The Kabbalah of Jesus Christ, Part 1 The True ...
28960 Seeing and Savoring Jesus Christ
17173 Jesus and Moses in India
7944 The Jesus I Never Knew
16976 Beautiful Outlaw: Experiencing the Playful, Di...
Name: book_title, dtype: object
```

الملخص

يجب أن يوصي نظام التوصية بالكتب المماثلة وفقًا لمصلحة المستخدم. كمبتدئ في علم البيانات، يمكنك يجب أن تعمل بشكل جيد في مشروع علم البيانات هذا للتعرف على أنظمة التوصية. يمكنك العثور على المزيد من مشاريع علوم البيانات للتدرب عليها من هنا. أتمنى أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول كيفية بناء نظام توصية كتاب باستخدام بايثون.

14) تحليل بيانات الساعات الذكية باستخدام بايثون Smartwatch Data Analysis using Python

هناك الكثير من المنافسة بين العلامات التجارية في صناعة الساعات الذكية (smartwatch). الساعات الذكية مفضلة من قبل الأشخاص الذين يرغبون في رعاية لياقتهم البدنية. يعد تحليل البيانات التي تم جمعها عن لياقتك إحدى حالات استخدام علم البيانات في الرعاية الصحية. لذلك إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل بيانات اللياقة للساعة الذكية، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة تحليل بيانات الساعة الذكية باستخدام بايثون.

تحليل بيانات الساعة الذكية باستخدام بايثون

مجموعة البيانات التي أستخدمها لتحليل بيانات الساعة الذكية متاحة للجمهور على Kaggle. تم جمع مجموعة البيانات هذه في البداية من 30 من مستخدمي ساعة Fitbit الذكية. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات من هنا.

سأبدأ الآن مهمة تحليل بيانات الساعة الذكية عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة السانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go

data = pd.read_csv("dailyActivity_merged.csv")
print(data.head())
```

```
Id ActivityDate TotalSteps TotalDistance TrackerDistance
                        13162 8.50
                                                8.50
0 1503960366 4/12/2016
1 1503960366
             4/13/2016
                           10735
                                        6.97
                                                      6.97
2 1503960366
             4/14/2016
                          10460
                                        6.74
                                                      6.74
3 1503960366
             4/15/2016
                           9762
                                        6.28
                                                      6.28
4 1503960366 4/16/2016
                    0.0
                                   1.57
                    0.0
                                   2.44
                                                        0.40
                   0.0
                                   2.14
                                                        1.26
                   0.0
                                   2.71
  LightActiveDistance SedentaryActiveDistance VeryActiveMinutes \
             6.06
                                 0.0
               4.71
                                    0.0
              3.91
                                   0.0
                13
                                 328
                                                728
                19
                                 217
                                                776
                                                        1797
                11
                                 181
                                                1218
                                                        1776
                                  209
```

قبل المضي قدمًا، دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على أي قيم فارغة أم لا:

لذلك لا تحتوي مجموعة البيانات على أي قيم فارغة. دعنا نلقي نظرة على المعلومات المتعلقة بالأعمدة في مجموعة البيانات:

```
print(data.info())
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 940 entries, 0 to 939
Data columns (total 15 columns):
                          Non-Null Count Dtype
                          940 non-null int64
1 ActivityDate
                         940 non-null object
2 TotalSteps
                         940 non-null int64
3 TotalDistance
                          940 non-null float64
                         940 non-null float64
4 TrackerDistance
5 LoggedActivitiesDistance 940 non-null float64
6 VeryActiveDistance 940 non-null float64
   ModeratelyActiveDistance 940 non-null
                                        float64
   LightActiveDistance 940 non-null
                                         float64
   SedentaryActiveDistance 940 non-null
                                         float64
                         940 non-null
10 VeryActiveMinutes
11 FairlyActiveMinutes
                          940 non-null
                                         int64
                                        int64
12 LightlyActiveMinutes
                          940 non-null
13 SedentaryMinutes
                          940 non-null
                                        int64
                                        int64
                           940 non-null
dtypes: float64(7), int64(7), object(1)
memory usage: 110.3+ KB
```

العمود الذي يحتوي على تاريخ السجل هو كائن (object). قد نحتاج إلى استخدام التواريخ في تحليلنا، فلنحول هذا العمود إلى عمود التاريخ والوقت (datetime column):

انظر إلى جميع الأعمدة؛ سترى معلومات حول الدقائق النشطة جداً، والنشطة إلى حد ما، والنشطة الخفيفة، والدقائق المستقرة في مجموعة البيانات. دعنا نجمع كل هذه الأعمدة في إجمالي الدقائق قبل المضى قدمًا:

```
data["TotalMinutes"] = data["VeryActiveMinutes"] +
data["FairlyActiveMinutes"] + data["LightlyActiveMinutes"] +
data["SedentaryMinutes"]
print(data["TotalMinutes"].sample(5))
```

دعنا الآن نلقى نظرة على الإحصائيات الوصفية لمجموعة البيانات:

print(data.describe())

```
TotalSteps TotalDistance TrackerDistance \
count 9.400000e+02
                    940.000000
                                  940.000000
                                                   940.000000
mean 4.855407e+09 7637.910638
                                    5.489702
                                                    5.475351
     2.424805e+09 5087.150742
                                    3.924606
                                                     3.907276
    1.503960e+09
                   0.000000
                                    0.000000
                                                     0.000000
    2.320127e+09 3789.750000
                                    2,620000
                                                     2.620000
                                    5.245000
   4.445115e+09 7405.500000
                                                     5.245000
   6.962181e+09 10727.000000
                                    7.712500
    8.877689e+09 36019.000000
                                   28.030001
                                                   28.030001
      LoggedActivitiesDistance VeryActiveDistance ModeratelyActiveDistance \
count
                  949,999999
                                     940.000000
                                                             949,999999
                     0.108171
                                       1.502681
                                                                0.567543
                     0.619897
                                       2.658941
                                                                0.883580
                     0.000000
                                       0.000000
                                                                0.000000
                                       0.210000
                     0.000000
                                       2.052500
                                                                0.800000
75%
                     4.942142
                                      21.920000
                                                                6.480000
max
      LightActiveDistance SedentaryActiveDistance VeryActiveMinutes \
count
            940.000000
                                    940.000000
                                                      940.000000
               3.340819
mean
std
                2.040655
                                                       32.844803
min
                0.000000
                                       0.000000
25%
                1.945000
                                       0.000000
                                                         0.000000
50%
                3.365000
                                       0.000000
                                                         4.000000
                4.782500
                                       9.999999
                                                        32.000000
75%
                10.710000
                                        0.110000
                                                        210.000000
```

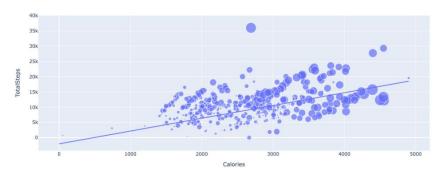
	FairlyActiveMinutes	LightlyActiveMinutes	SedentaryMinutes	\
count	940.000000	940.000000	940.000000	
mean	13.564894	192.812766	991.210638	
std	19.987404	109.174700	301.267437	
min	0.000000	0.000000	0.000000	
25%	0.000000	127.000000	729.750000	
50%	6.000000	199.000000	1057.500000	
75%	19.000000	264.000000	1229.500000	
max	143.000000	518.000000	1440.000000	

```
Calories TotalMinutes
count
      940.000000
                    949 999999
      2303.609574 1218.753191
       718.166862
                    265.931767
                       2.000000
         0.000000
      1828.500000
                     989.750000
      2134.000000
75%
      2793.250000
                    1440,000000
      4900.000000
                   1440.000000
max
```

تحليل بيانات الساعة الذكية

تحتوي مجموعة البيانات على عمود السعرات الحرارية (Calories)؛ يحتوي على بيانات حول عدد السعرات الحرارية المحروقة في اليوم. دعونا نلقي نظرة على العلاقة بين حرق السعرات الحرارية (calories burned) وإجمالي الخطوات (total steps) التي تم قطعها في اليوم:

Relationship between Calories & Total Steps



يمكنك أن ترى أن هناك علاقة خطية بين العدد الإجمالي للخطوات وعدد السعرات الحرارية المحروقة في اليوم. دعونا الآن نلقي نظرة على متوسط العدد الإجمالي للدقائق النشطة (minutes) في اليوم:

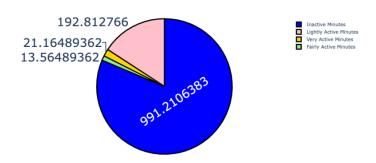
```
label = ["Very Active Minutes", "Fairly Active Minutes ",

" Lightly Active Minutes", "Inactive Minutes "]
counts = data[["VeryActiveMinutes", "FairlyActiveMinutes",

" LightlyActiveMinutes", "SedentaryMinutes"]].mean()
colors = ['gold','lightgreen', "pink", "blue"]

fig = go.Figure(data=[go.Pie(labels=label, values=counts)])
fig.update_layout(title_text='Total Active Minutes')
```

Total Active Minutes



ملاحظات:

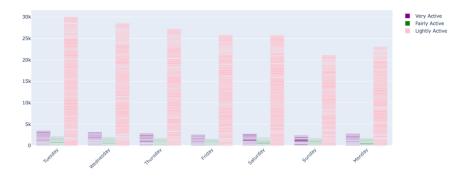
- 1. 81.3٪ من إجمالي الدقائق غير النشطة (inactive)في اليوم.
- 2. 15.8٪ من الدقائق النشطة بشكل خفيف (Lightly active)في اليوم.
- 3. في المتوسط، كانت 21 دقيقة فقط (1.74٪) نشطة للغاية (very active).
- 4. و1.11٪ (13 دقيقة) من الدقائق النشطة إلى حد ما (fairly active) في اليوم.

قمنا بتحويل نوع بيانات عمود (ActivityDate) إلى عمود التاريخ والوقت أعلاه. دعونا نستخدمه للعثور على أيام الأسبوع للسجلات وإضافة عمود جديد لمجموعة البيانات هذه باسم (Day):

```
data ["Day"] = data ["ActivityDate"]. dt.day_name() print (data ["Day"]. head ()) دعنا الآن نلقي نظرة على الدقائق النشطة جدًا، والنشطة إلى حدٍ ما، والنشطة الخفيفة في كل يوم من أيام الأسبوع:
```

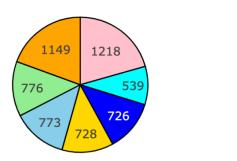
```
fig = go.Figure()
fig.add_trace(go.Bar)
    x=data["Day"],
    y=data["VeryActiveMinutes"],
    name='Very Active',
    marker_color='purple'
))
fig.add_trace(go.Bar)
```

```
x=data["Day"],
y=data["FairlyActiveMinutes"],
name='Fairly Active',
marker_color='green'
))
fig.add_trace(go.Bar)
   x=data["Day"],
   y=data["LightlyActiveMinutes"],
   name='Lightly Active',
   marker_color='pink,
))
fig.update_layout(barmode='group', xaxis_tickangle=-45)
fig.show()
```



دعنا الآن نلقى نظرة على عدد الدقائق غير النشطة في كل يوم من أيام الأسبوع:

Inactive Minutes Daily

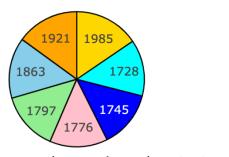


Thursday
Monday
Wednesday
Saturday
Tuesday
Friday
Sunday

Monday Saturday

لذا فإن الخميس هو أكثر يوم غير نشط وفقًا لنمط حياة جميع الأفرادفي مجموعة البيانات. دعنا الآن نلقى نظرة على عدد السعرات الحرارية المحروقة في كل يوم من أيام الأسبوع:

Calories Burned Daily



لذلك، يُعد يوم الثلاثاء أحد أكثر الأيام نشاطًا لجميع الأفرادفي مجموعة البيانات، حيث تم حرق أكبر عدد من السعرات الحرارية يوم الثلاثاء.

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل بيانات الساعة الذكية باستخدام لغة برمجة بايثون. هناك الكثير الذي يمكنك أيضًا استخدامه للتنبؤ بعدد السعرات الحرارية المحروقةفي اليوم.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل البيانات التي جمعتها ساعة ذكية حول اللياقة البدنية باستخدام بايثون. الساعات الذكية مفضلة من قبل الأشخاص الذين يرغبون في رعاية لياقتهم البدنية. يعد تحليل البيانات التي تم جمعها عن لياقتك إحدى حالات استخدام علم البيانات في الرعاية الصحية. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل بيانات الساعة الذكية باستخدام بايثون.

IPL 2022 باستخدام بایثون IPL 2022 باستخدام بایثون Analysis using Python

ينتج عن كل حدث رياضي اليوم الكثير من البيانات حول اللعبة، والتي تُستخدم لتحليل أداء اللاعبين والفرق وكل حدث من أحداث اللعبة. لذا فإن استخدام علم البيانات موجودفي كل رياضة اليوم. حاليًا، يعد 2022 IPL أحد الأحداث الرياضية الشهيرة التي تقام في الهند. لذلك، إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل 2022 IPL، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة تحليل 2022 IPL باستخدام بايثون.

تحليل IPL 2022 باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل IPL 2022 من Kaggle. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات هذه من هنا. لنبدأ الآن هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

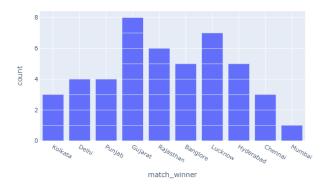
```
import pandas as pd
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go

data = pd.read_csv("IPL 2022.csv")
print(data.head())
```

```
1 March 26,2022
                                          Wankhede Stadium, Mumbai
        2 March 27, 2022
1
                                        Brabourne Stadium, Mumbai
        3 March 27,2022
                                Dr DY Patil Sports Academy, Mumbai
2
        4 March 28,2022
                                        Wankhede Stadium, Mumbai
        5 March 29,2022 Maharashtra Cricket Association Stadium, Pune
               team2 stage toss_winner toss_decision first_ings_score \
   Chennai
              Kolkata Group Kolkata
             Mumbai Group
    Delhi
                              Delhi
                                           Field
                             Punjab
                                          Field
2 Banglore
             Punjab Group
    Gujarat
             Lucknow Group
                              Gujarat
                                            Field
4 Hyderabad Rajasthan Group Hyderabad
                                           Field
                                                             210
  first_ings_wkts second_ings_score second_ings_wkts match_winner won_by \
                            133
                                                  Kolkata Wickets
                             179
                                                      Delhi Wickets
                             208
                             161
                                                    Gujarat Wickets
                             149
                                              7 Rajasthan
  margin player_of_the_match
                            top_scorer highscore
                                                   best bowling \
                                              50 Dwayne Bravo
81 Kuldeep Yadav
              Umesh Yadav
                              MS Dhoni 50
             Kuldeep Yadav Ishan Kishan
      4
               Odean Smith Faf du Plessis
                                            88
                                                   Mohammed Siraj
            Mohammed Shami
                           Deepak Hooda
                                              55
                                                   Mohammed Shami
              Sanju Samson Aiden Markram
                                             57 Yuzvendra Chahal
 best_bowling_figure
             3--20
              3--18
             3--25
```

تحتوي مجموعة البيانات على جميع المعلومات اللازمة لتلخيص قصة IPL 2022 حتى الآن. لنبدأ بالنظرفي عدد المباريات التي فاز بهاكل فريق في IPL 2022:

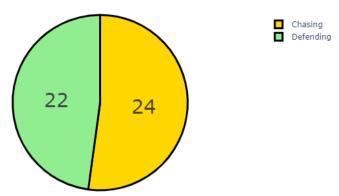
Number of Matches Won in IPL 2022



لذا، حاليًا، يقود Gujrat البطولة بفوزه بثماني مباريات. إنه إنجاز كفريق جديد لـ Gujrat في IPL. الآن دعونا نرى كيف تفوز معظم الفرق. سنحلل هنا ما إذا كانت معظم الفرق قد فازت بالدفاع (الضرب أولاً) أو المطاردة (الضربة الثانية):

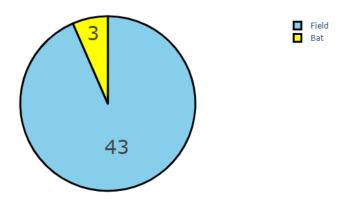
```
data["won by"] = data["won by"].map({"Wickets": "Chasing ,"
                                       Runs": "Defending"})
won by = data["won by"].value counts()
label = won by.index
counts = won by.values
colors = ['gold','lightgreen']
fig = go.Figure(data=[go.Pie(labels=label, values=counts)])
fig.update layout(title text='Number of Matches Won By
Defending Or Chasing')
fig.update traces (hoverinfo='label+percent',
textinfo='value ,'
                  textfont size=30,
                  marker=dict(colors=colors,
                               line=dict(color='black',
width=3)))
fig.show()
```





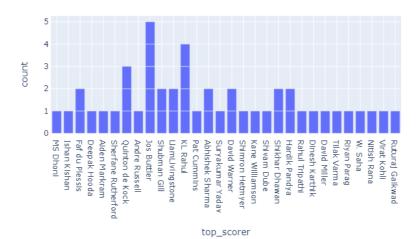
لذلك، حاليًا، تم ربح 24 مباراة أثناء مطاردة الهدف، و 22 مباراة فازت أثناء الدفاع عن الهدف. الآن دعنا نرى ما تفضله معظم الفرق (الضرب بالملاعب batting or fielding) بعد الفوزفي القرعة:

Toss Decision



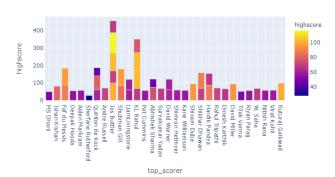
وهكذا، يختار معظم القادة اللعب بعد الفوزفي القرعة. حتى الآن،في 43 مباراة، اختار الكابتن اللعب أولاً، وفي ثلاث مباريات فقط، اختار القادة المضرب أولاً. الآن دعونا نرى أفضل الهدافين في معظم مباريات 2022 IPL:

Top Scorers in IPL 2022



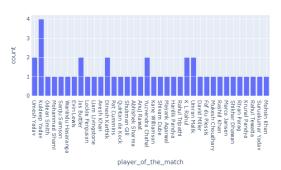
حاليًا، كان Jos Buttler هدافًافي 5 مباريات. إنه يبحث في لمسة رائعة. دعنا نحللها بعمق من خلال تضمين الأشواط التي سجلها أفضل الهدافين:

Top Scorers in IPL 2022



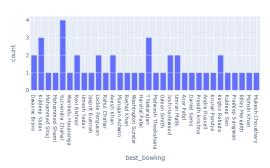
حتى الآن، سجل Jos Buttler ثلاثة قرون، وسجل KL Rahul قرنين من الزمان. الآن دعنا نلقى نظرة على أكثر لاعب من جوائز المباراة حتى الآن في IPL 2022:

Most Player of the Match Awards



لذا يتصدر Kuldeep Yadav قائمة لاعبي جوائز المباراة بأربع مباريات. إنها بطولة رائعة لـ Kuldeep Yadav هذا العام. الآن دعونا نلقي نظرة على bowlers مع أفضل شخصيات فbowlers

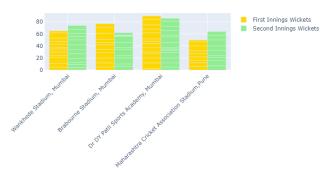
Best Bowlers in IPL 2022



يمكنك أن ترى Yuzvendra Chahal لديه أفضل شخصيات bowlers في أربع مباريات. لذا فهذه بطولة رائعة لـ Yuzvendra Chahal هذا العام أيضًا.

دعنا الآن نلقي نظرة على ما إذا كان معظم الويكيت wickets يسقط أثناء تحديد الهدف أو أثناء مطاردة الهدف:

```
figure = go.Figure()
figure.add_trace(go.Bar)
    x=data["venue"],
    y=data["first_ings_wkts"],
    name='First Innings Wickets,'
    marker_color='gold'
))
figure.add_trace(go.Bar)
    x=data["venue"],
    y=data["second_ings_wkts"],
    name='Second Innings Wickets,'
    marker_color='lightgreen'
))
figure.update_layout(barmode='group', xaxis_tickangle=-45)
figure.show()
```



لذلك في استاد Wankhede في مومباي واستاد MCA في Pune ، تسقط معظم الويكيت أثناء مطاردة الهدف. وفي الملعبين الآخرين، تسقط معظم الويكيت أثناء تحديد الهدف. هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل وتلخيص قصة IPL 2022 باستخدام بايثون.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها أداء مهمة تحليل IPL 2022 باستخدام بايثون .يسير IPL 2022 و KL و Jos Buttler فقد كان Jos Buttler و Yuzvendra Chahal و Yuzvendra Chahal و Yuzvendra Chahal و Yadav رائعين في التعامل مع عصا الكريكيت bat أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل Yadav و IPL 2022 باستخدام بايثون.

16) تحلیل تأثیرات Covid–19 باستخدام بایثون –Covid) تحلیل تأثیرات 19 Impacts Analysis using Python

أدى اندلاع Covid-19 إلى الكثير من القيود التي أدت إلى العديد من التأثيرات على الاقتصاد العالمي. تأثرت جميع البلدان تقريبًا سلبًا بارتفاع حالات Covid-19. إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل تأثيرات Covid-19 على الاقتصاد، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة تحليل تأثيرات Covid-19 باستخدام بايثون.

تحليل آثار Covid–19 (دراسة حالة)

أثرت الموجة الأولى من Covid-19 على الاقتصاد العالمي حيث لم يكن العالم جاهزًا أبدًا لمواجهة الوباء. وقد أدى ذلك إلى ارتفاع عدد الحالات وارتفاع الوفيات وارتفاع معدلات البطالة وارتفاع معدلات الفقر، مما أدى إلى تباطؤ اقتصادي. هنا، أنت مطالب بتحليل انتشار حالات Covid-19 وجميع آثار Covid-19 على الاقتصاد.

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي نستخدمها لتحليل تأثيرات covid-19 من Kaggle. يحتوي على بيانات حول:

- 1. رمز البلد (the country code).
- 2. اسم كل الدول (name of all the countries).
 - 3. تاريخ التسجيل (date of the record).
- 4. مؤشر التنمية البشرية لجميع الدول (countries).
 - 5. حالات Covid-19 cases) اليومية (Daily covid-19 cases).
 - 6. الوفيات اليومية بسبب Covid-19) Covid-19. الوفيات اليومية بسبب 6.
 - 7. مؤشر صرامة البلدان (stringency index of the countries).
 - 8. سكان الدول (the population of the countries).
- 9. نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي للدول (countries).

يمكنك تنزيل مجموعة البيانات هذه من هنا.

تحليل تأثيرات Covid–19 باستخدام بايثون

لنبدأ مهمة تحليل تأثيرات Covid-19 عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import plotly.express as px
import plotly.graph_objects as go

data = pd.read_csv("transformed_data.csv")
data2 = pd.read_csv("raw_data.csv")
print(data)
```

```
COLINTRY
                            DATE
                                   HDT
      AFG Afghanistan 2019-12-31 0.498 0.000000 0.000000 0.000000
      AFG Afghanistan 2020-01-01 0.498 0.000000 0.000000 0.000000
      AFG Afghanistan 2020-01-02 0.498 0.000000 0.000000 0.000000
      AFG Afghanistan 2020-01-03 0.498 0.000000 0.000000 0.000000
      AFG Afghanistan 2020-01-04 0.498 0.000000 0.000000 0.000000
                                  . . .
             Zimbabwe 2020-10-15 0.535 8.994048 5.442418 4.341855
50413 ZWE
             Zimbabwe 2020-10-16 0.535 8.996528 5.442418 4.341855
50414 ZWE
             Zimbabwe 2020-10-17 0.535 8.999496 5.442418 4.341855
50415 ZWE
           Zimbabwe 2020-10-18 0.535 9.000853 5.442418 4.341855
50416 7WF
            Zimbabwe 2020-10-19 0.535 9.005405 5.442418 4.341855
50417 ZWE
            POP GDPCAP
     17.477233 7.497754
     17.477233 7.497754
     17.477233 7.497754
     17.477233 7.497754
     17.477233 7.497754
50413 16.514381 7.549491
50414 16.514381 7.549491
50415 16.514381 7.549491
50416 16.514381 7.549491
50417 16.514381 7.549491
[50418 rows x 9 columns]
```

تحتوي البيانات التي نستخدمها على بيانات عن حالات كوفيد _19 وتأثيرها على الناتج المحلي الإجمالي من 31 ديسمبر 2019 إلى 10 أكتوبر 2020.

تحضير البيانات

تحتوي مجموعة البيانات التي نستخدمها هنا على ملفي بيانات. يحتوي أحد الملفات على بيانات أولية، بينما يحتوي الملف الآخر على ملف تم تحويله. لكن يتعين علينا استخدام مجموعتي البيانات لهذه المهمة، حيث يحتوي كل منهما على معلومات مهمة بنفس القدرفي أعمدة مختلفة. لذلك دعونا نلقي نظرة على مجموعتي البيانات واحدة تلو الأخرى:

print(data.head())

```
CODE COUNTRY DATE HDI TC TD STI POP GDPCAP

0 AFG Afghanistan 2019-12-31 0.498 0.0 0.0 0.0 17.477233 7.497754

1 AFG Afghanistan 2020-01-01 0.498 0.0 0.0 0.0 17.477233 7.497754

2 AFG Afghanistan 2020-01-02 0.498 0.0 0.0 0.0 17.477233 7.497754

3 AFG Afghanistan 2020-01-03 0.498 0.0 0.0 0.0 17.477233 7.497754

4 AFG Afghanistan 2020-01-04 0.498 0.0 0.0 0.0 17.477233 7.497754
```

print(data2.head())

```
iso_code
            location
                        date total_cases total_deaths
   AFG Afghanistan 2019-12-31 0.0
    AFG Afghanistan 2020-01-01
                                      0.0
                                                   0.0
    AFG Afghanistan 2020-01-02
                                                   0.0
    AFG Afghanistan 2020-01-03
   AFG Afghanistan 2020-01-04
  stringency_index population gdp_per_capita human_development_index \
             0.0 38928341
                                1803.987
             0.0 38928341
                                1803.987
                                                          0.498
             0.0 38928341
                                1803.987
                                                          0.498
             0.0 38928341
                                1803.987
                                                          0.498
             0.0 38928341
                                 1803.987
                                                          0.498
 Unnamed: 9 Unnamed: 10 Unnamed: 11 Unnamed: 12 Unnamed: 13
                          #NUM!
                                  17.477233 7.497754494
                          #NUM!
                                  17.477233 7.497754494
2
     #NUM!
                #NUM!
                          #NUM!
                                  17.477233 7.497754494
     #NUM!
                #NUM!
                          #NUM!
                                  17.477233 7.497754494
3
      #NUM!
                #NUM!
                          #NUM! 17.477233 7.497754494
```

بعد الحصول على انطباعات أولية عن مجموعتي البيانات، وجدت أنه يتعين علينا دمج مجموعتي البيانات من خلال إنشاء مجموعة بيانات جديدة. ولكن قبل إنشاء مجموعة بيانات جديدة، دعنا نلقى نظرة على عدد عينات كل بلد الموجودة في مجموعة البيانات:

data["COUNTRY"].value counts()

```
Thailand 294
China 294
Norway 294
Afghanistan 294
United Arab Emirates 294
...
Tajikistan 172
Comoros 171
Lesotho 158
Hong Kong 51
Solomon Islands 4
Name: COUNTRY, Length: 210, dtype: int64
```

لذلك ليس لدينا عدد متساو من العينات لكل بلدفي مجموعة البيانات. دعونا نلقي نظرة على قيمة المنوال (mode value):

```
data["COUNTRY"].value counts().mode()
```

```
0 294
dtype: int64
```

إذن 294 هي قيمة المنوال. سنحتاج إلى استخدامه لقسمة مجموع جميع العينات المتعلقة بمؤشر التنمية البشرية ونصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي والسكان. فلنقم الآن بإنشاء مجموعة بيانات جديدة من خلال دمج الأعمدة الضرورية من مجموعتي البيانات:

```
#Aggregating the data
code = data["CODE"].unique().tolist()
country = data["COUNTRY"].unique().tolist()
hdi = []
tc = []
td = []
sti = []
population = data["POP"].unique().tolist()
qdp = []
for i in country:
 hdi.append((data.loc[data["COUNTRY"] == i, "HDI"]).sum()/294)
 tc.append((data2.loc[data2["location"] == i,
"total cases"]).sum())
 td.append((data2.loc[data2["location"] == i,
"total_deaths"]).sum())
 sti.append((data.loc[data["COUNTRY"] == i, "STI"]).sum()/294)
 population.append((data2.loc[data2["location"] == i,
"population"]).sum()/294)
aggregated data = pd.DataFrame(list(zip(code, country, hdi,
tc, td, sti, population)),
             columns = ["Country Code", "Country", "HDI",
                  Total Cases", "Total Deaths",
                  Stringency Index", "Population")
print(aggregated_data.head())
```

```
Country Code
                          HDI Total Cases Total Deaths \
                Country
        AFG Afghanistan 0.498000
                                 5126433.0
1
        ALB
                Albania 0.600765
                                  1071951.0
                                               31056.0
2
        DZA
                Algeria 0.754000 4893999.0
                                              206429.0
3
        AND
               Andorra 0.659551 223576.0
                                               9850.0
                                               11820.0
                Angola 0.418952 304005.0
        AGO
Stringency Index Population
       3.049673 17.477233
        3.005624 14.872537
       3.195168 17.596309
       2.677654 11.254996
       2.965560 17.307957
```

لم أقم بتضمين عمود نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي حتى الآن. لم أجد الأرقام الصحيحة للناتج المحلي الإجمالي للفردفي مجموعة البيانات. لذلك سيكون من الأفضل جمع البيانات يدويًا حول نصيب الفرد من الناتج المحلى الإجمالي في البلدان.

نظرًا لوجود العديد من البلدان في هذه البيانات، فلن يكون من السهل جمع البيانات يدويًا حول نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي في جميع البلدان. لذلك دعونا نحدد عينة فرعية من مجموعة البيانات هذه، سأختار أفضل 10 دول بها أكبر عدد من حالات Covid-19. ستكون عينة مثالية لدراسة الآثار الاقتصادية لفيروس كورونا. لذلك دعونا نفرز البيانات وفقًا لإجمالي حالات Covid-19:

```
#Sorting Data According to Total Cases
data = aggregated data.sort values(by=["Total Cases"],
ascending=False)
print(data.head())
    Country Code
                  Country
                             HDT Total Cases Total Deaths \
          USA United States 0.92400 746014098.0 26477574.0
 27
          RRΔ
               Brazil 0.75900 425704517.0 14340567.0
           IND
                    India 0.64000 407771615.0
 157
           RUS
                   Russia 0.81600 132888951.0
                    Peru 0.59949 74882695.0
                                           3020038.0
          PER
    Stringency Index Population
 200
          3.350949 19.617637
 27
          3.136028 19.174732
          3.610552 21.045353
 157
          3.380088 18.798668
          3.430126 17.311165
```

الآن إليك كيف يمكننا تحديد أفضل 10 بلدان بها أكبر عدد من الحالات:

```
#Top 10 Countries with Highest Covid Cases
data = data.head(10)
print(data)
```

```
Country
                                  HDI Total Cases Total Deaths
           USA United States 0.924000 746014098.0
                    Brazil 0.759000 425704517.0
           BRA
                                                     14340567.0
                        India 0.640000 407771615.0
                      Russia 0.816000 132888951.0
           PER
                        Peru 0.599490
                                       74882695.0
                                                      3020038.0
                    Mexico 0.774000
                                       74347548.0
                       Spain 0.887969
                                        73717676.0
175
           ZAF South Africa 0.608653 63027659.0
                                                      1357682.0
                     Colombia 0.581847
                                        60543682.0
                                        59475032.0
   Stringency Index Population
           3.350949
                     19,617637
27
           3.136028
                     19.174732
           3.610552
           3.380088
                     18.798668
150
           3.430126
                     17.311165
           3.393922
                     17.660427
175
           3.364333
                     17.898266
           3.353883
```

سأضيف الآن عمودين آخرين (نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي قبل19-Covid ، نصيب الفرد من الناتج المحلى الإجمالي خلال Covid-19)إلى مجموعة البيانات هذه:

```
data["GDP Before Covid"] = [65279.53, 8897.49, 2100.75,
,9946.03,7027.61,11497.65
[42354.41,6424.98,6001.40,29564.74
data["GDP During Covid"] = [63543.58, 6796.84, 1900.71,
,8346.70,6126.87,10126.72
[40284.64,5332.77,5090.72,27057.16
print(data)
```

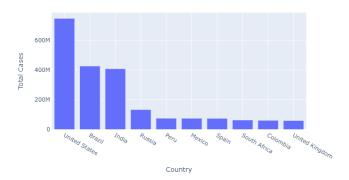
```
Country Code
                    Country
                                 HDI Total Cases Total Deaths \
          USA United States 0.924000 746014098.0 26477574.0
27
           BRA
                  Brazil 0.759000 425704517.0 14340567.0
                      India 0.640000 407771615.0
157
           RUS
                      Russia 0.816000 132888951.0
                                                   2131571.0
150
          PER
                       Peru 0.599490 74882695.0
                                                   3020038.0
125
           MEX
                     Mexico 0.774000 74347548.0
178
          ESP
                     Spain 0.887969 73717676.0
                                                   5510624.0
         ZAF
                South Africa 0.608653 63027659.0
175
                                                   1357682.0
           COL
42
                    Colombia 0.581847
                                       60543682.0
          GBR United Kingdom 0.922000 59475032.0
                                                   7249573.0
   Stringency Index Population GDP Before Covid GDP During Covid
         3.350949 19.617637
27
          3.136028 19.174732
                                     8897.49
                                                     6796.84
90
           3.610552 21.045353
                                     2100.75
                                                     1900.71
          3.380088 18.798668
                                   11497.65
150
          3.430126 17.311165
                                     7027.61
                                                    6126.87
          3.019289 18.674802
125
                                     9946.03
                                                     8346 70
          3.393922 17.660427
                                    29564.74
                                                   27057.16
175
          3.364333 17.898266
                                     6001,40
                                                     5090.72
42
          3.357923 17.745037
                                     6424.98
                                                     5332.77
          3.353883 18.033340
                                    42354.41
                                                    40284.64
```

ملاحظة: يتم جمع البيانات المتعلقة بنصيب الفرد من الناتج المحلى الإجمالي يدويًا.

تحليل انتشار 19–Covid

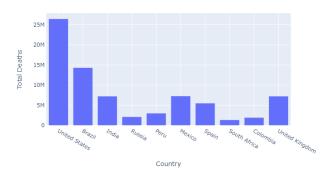
لنبدأ الآن بتحليل انتشار Covid-19في جميع البلدان التي بها أكبر عدد من حالات الإصابة بفيروس Covid-19. سأقوم أولاً بإلقاء نظرة على جميع البلدان التي بها أكبر عدد من حالات الإصابة بفيروس Covid-19:





يمكننا أن نرى أن الولايات المتحدة لديها نسبيًا عدد كبير جدًا من حالات Covid-19مقارنة بالبرازيل والهندفي المركزين الثاني والثالث. دعنا الآن نلقي نظرة على العدد الإجمالي للوفيات بين البلدان التي بها أكبر عدد من حالات الإصابة بفيروس Covid-19:

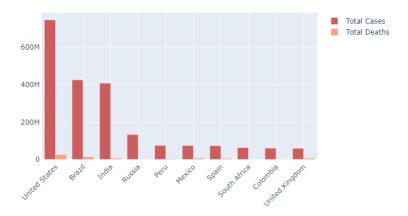
Countries with Highest Deaths



تمامًا مثل العدد الإجمالي لحالات 19-Covid تتصدر الولايات المتحدة عدد الوفيات، مع البرازيل والهندفي المركزين الثاني والثالث. شيء واحد يجب ملاحظته هنا هو أن معدل الوفيات في الهند وروسيا وجنوب إفريقيا منخفض نسبيًا وفقًا للعدد الإجمالي للحالات. دعنا الآن نقارن العدد الإجمالي للحالات وإجمالي الوفيات في جميع هذه البلدان:

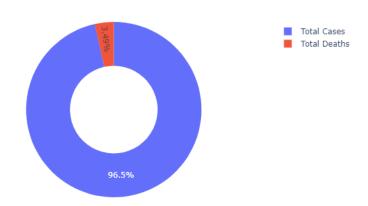
```
fig = go.Figure()
fig.add_trace(go.Bar)
  x=data["Country"],
```

```
y=data["Total Cases"],
name='Total Cases',
marker_color='indianred'
))
fig.add_trace(go.Bar)
   x=data["Country"],
   y=data["Total Deaths"],
   name='Total Deaths',
   marker_color='lightsalmon'
))
fig.update_layout(barmode='group', xaxis_tickangle=-45)
fig.show()
```



دعونا الآن نلقي نظرة على النسبة المئوية لإجمالي الوفيات وإجمالي الحالات بين جميع البلدان التي بها أكبر عدد من حالات الإصابة بفيروس 19-Covid:





فيما يلى كيفية حساب معدل الوفيات لحالات Covid-19:

```
death_rate = (data["Total Deaths"].sum() / data["Total
Cases"].sum()) * 100
print("Death Rate = ", death_rate)
```

```
Death Rate = 3.6144212045653767
```

عمود آخر مهم في مجموعة البيانات هذه هو فهرس الصرامة (stringency index). إنه مقياس مركب لمؤشرات الاستجابة، بما في ذلك إغلاق المدارس وإغلاق أماكن العمل وحظر السفر. إنه يوضح مدى صرامة الدول في اتباع هذه الإجراءات للسيطرة على انتشار Covid-19:

هنا يمكننا أن نرى أن الهند تؤدى أداءً جيدًافي مؤشر الصرامة أثناء تفشى فيروس كورونا.

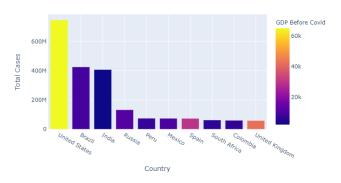
تحليل تأثيرات Covid-19 على الاقتصاد

دعنا الآن ننتقل لتحليل آثار Covid-19 على الاقتصاد. هنا، نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي هو العامل الأساسي لتحليل التباطؤ الاقتصادي الناجم عن تفشي Covid-19. دعونا نلقي نظرة على نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي قبل تفشي Covid-19 بين البلدان التي بها أكبر عدد من حالات الإصابة بفيروس :Covid-19

```
fig = px.bar(data, x='Country', y='Total Cases',
    hover_data=['Population', 'Total Deaths'],
```

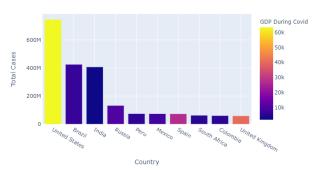
```
color='GDP Before Covid', height=400,
    title="GDP Per Capita Before Covid-19")
fig.show()
```





دعونا الآن نلقي نظرة على نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي خلال الارتفاع في حالات Covid-19:

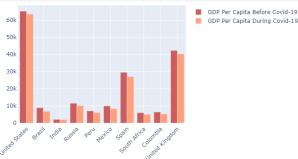
GDP Per Capita During Covid-19



الآن دعونا نقارن نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي قبل Covid-19 وأثناء -Covid وأثناء -Covid وأثناء على تأثير Covid-19 على نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي:

```
fig = go.Figure()
fig.add_trace(go.Bar)
  x=data["Country"],
  y=data["GDP Before Covid"],
  name='GDP Per Capita Before Covid-19',
```

```
marker_color='indianred'
))
fig.add_trace(go.Bar)
  x=data["Country"],
  y=data["GDP During Covid"],
  name='GDP Per Capita During Covid-19',
  marker_color='lightsalmon'
))
fig.update_layout(barmode='group', xaxis_tickangle=-45)
fig.show()
```

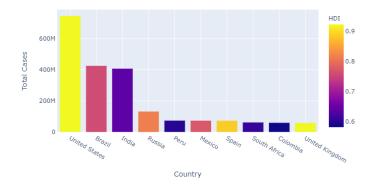


يمكنك أن ترى انخفاضًافي نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي في جميع البلدان التي بها أكبر عدد من حالات الإصابة بفيروس كورونا.

عامل اقتصادي مهم آخر هو مؤشر التنمية البشرية (Human Development Index). إنه مؤشر إحصائي مركب لمتوسط العمر المتوقع والتعليم ومؤشرات نصيب الفرد. دعونا نلقي نظرة على عدد البلدان التي كانت تنفق ميزانيتها على التنمية البشرية:

```
fig = px.bar(data, x='Country', y='Total Cases,'
    hover_data=['Population', 'Total Deaths'],
    color='HDI', height=400,
    title="Human Development Index during Covid-19")
fig.show()
```

Human Development Index during Covid-19



إذن هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل انتشار Covid-19 وتأثيره على الاقتصاد.

الملخص

في هذه المهمة، درسنا انتشار فيروس كورونا بين الدول وتأثيره على الاقتصاد العالمي. لقد رأينا أن تفشي Covid-19 أدى إلى أكبر عدد من حالات الإصابة والوفيات بفيروس Lovid-19 في الولايات المتحدة. أحد الأسباب الرئيسية وراء ذلك هو مؤشر الصرامة في الولايات المتحدة. إنها منخفضة نسبيًا وفقًا لعدد السكان. قمنا أيضًا بتحليل كيفية تأثر نصيب الفرد من الناتج المحلي الإجمالي في كل بلد أثناء تفشي فيروس كورونا. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل تأثيرات Covid-19 باستخدام بايثون.

16) تحليل مدى الوصول إلى Instagram باستخدام بايثون Instagram Reach Analysis using Python

يعد Instagram أحد أشهر تطبيقات الوسائط الاجتماعية اليوم. يستخدمه الأشخاص الذين يستخدمون Instagram بشكل احترافي للترويج لأعمالهم وبناء محفظة وتدوين وإنشاء أنواع مختلفة من المحتوى. نظرًا لأن Instagram هو تطبيق شائع يستخدمه ملايين الأشخاص من مختلف المجالات، فإن Instagram يستمرفي التغيير لتحسين نفسه لمنشئي المحتوى والمستخدمين. ولكن مع استمرار هذا التغيير، فإنه يؤثر على مدى وصول منشوراتنا التي تؤثر على المدى الطويل. لذلك إذا أراد منشئ المحتوى أن يعمل بشكل جيد على Instagram على المدى الطويل، فعليه أن ينظر إلى بيانات وصوله إلى Instagram. هذا هو المكان الذي يأتي فيه استخدام علم البيانات في وسائل التواصل الاجتماعي. إذا كنت تريد معرفة كيفية استخدام بيانات Instagram الخاصة بنا لمهمة تحليل الوصول إلى Instagram، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك عبر تحليل الوصول الى Instagram المحتوى على المدى المدى المعالى المحتوى على فهم كيفية التكيف مع التغييرات في المدى الطويل.

تحليل مدى الوصول إلى Instagram

لقد كنت أبحث عن الوصول إلى Instagram لفترة طويلة الآن. في كل مرة أنشر فيها على حساب Instagram الخاص بي، أقوم بجمع بيانات حول مدى وصول المنشور بعد أسبوع. يساعد ذلك في فهم كيفية عمل خوارزمية Instagram. إذا كنت ترغب في تحليل مدى وصول حساب Instagram الخاص بك، فيجب عليك جمع بياناتك يدويًا حيث توجد بعض واجهات برمجة التطبيقات API، لكنها لا تعمل بشكل جيد. لذلك من الأفضل جمع بيانات Instagram يدويًا.

إذا كنت طالبًافي علم البيانات وترغب في تعلم تحليل الوصول إلى Instagram باستخدام بايثون، فيمكنك استخدام البيانات التي جمعتها من حسابي على Instagram. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات التي استخدمتها لمهمة تحليل مدى الوصول إلى Instagram من هنا. الآن في القسم أدناه، سوف آخذك خلال مهمة تحليل الوصول إلى Instagram والتنبؤ باستخدام التعلم الآلي باستخدام بايثون.

تحليل مدى الوصول إلى Instagram باستخدام بايثون

لنبدأ الآن مهمة تحليل مدى وصول حساب Instagram الخاص بي عن طريق استيراد مكتبات النبدأ الآن مهمة تحليل السيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as px
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.linear_model import PassiveAggressiveRegressor

data = pd.read_csv("Instagram.csv", encoding = 'latin1')
print(data.head())
```

```
Impressions From Home From Hashtags From Explore From Other Saves \
    3920.0 2586.0
                         1028.0
                                     619.0
                                                 56.0 98.0
1
     5394.0 2727.0
                          1838.0
                                      1174.0
                                                  78.0 194.0
                                                533.0 41.0
     4021.0
             2085.0
                          1188.0
                                       0.0
2
                                                73.0 172.0
             2700.0
                          621.0
     4528.0
                                       932.0
      2518.0
                                       279.0
               1704.0
                            255.0
                                                  37.0 96.0
 Comments Shares Likes Profile Visits Follows \
                        35.0
           5.0 162.0
                                      2.0
     9.0
1
     7.0 14.0 224.0
                              48.0
                                     10.0
2 11.0 1.0 131.0
                             62.0 12.0
3 10.0 7.0 213.0
                             23.0
    5.0 4.0 123.0
                              8.0
                                     0.0
                                     Caption \
0 Here are some of the most important data visua...
1 Here are some of the best data science project...
2 Learn how to train a machine learning model an...
3 Here s how you can write a Python program to d...
4 Plotting annotations while visualizing your da...
0 #finance #money #business #investing #investme...
1 #healthcare #health #covid #data #datascience ...
2 #data #datascience #dataanalysis #dataanalytic...
3 #python #pythonprogramming #pythonprojects #py...
4 #datavisualization #datascience #data #dataana...
```

قبل البدءفي كل شيء، دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على أي قيم فارغة أم لا:

```
data.isnull().sum()
 Impressions
  From Home
                 1
 From Hashtags
 From Explore
 Comments
                1
                1
               1
 Profile Visits
 Follows
                1
 Caption
  Hashtags
 dtype: int64
```

لذلك فهي تحتوي على قيمة فارغة في كل عمود. دعنا نسقط كل هذه القيم الفارغة ونتحرك إلى أبعد من ذلك:

```
data = data.dropna() دعنا نلقي نظرة على رؤى الأعمدة لفهم نوع البيانات لجميع الأعمدة:
```

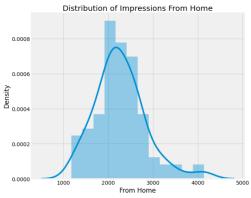
data.info()

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 99 entries, 0 to 98
Data columns (total 13 columns):
# Column
                Non-Null Count Dtype
                 99 non-null
                  99 non-null
                                float64
1 From Home
2 From Hashtags 99 non-null
                              float64
3 From Explore 99 non-null
                 99 non-null
                               float64
                 99 non-null
                                float64
                 99 non-null
                                float64
                  99 non-null
                                float64
                 99 non-null
                                float64
9 Profile Visits 99 non-null
                               float64
                 99 non-null
11 Caption
                 99 non-null
                               object
12 Hashtags
                  99 non-null
                               object
dtypes: float64(11), object(2)
memory usage: 10.8+ KB
```

تحلیل مدی وصولInstagram

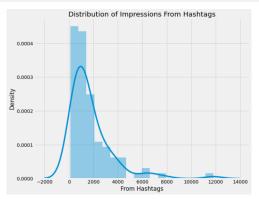
لنبدأ الآن بتحليل مدى وصول مشاركاتي على .Instagram سألقي نظرة أولاً على توزيع الانطباعات (distribution of impressions) التي تلقيتها من قسم الصفحة الرئيسية: (home).

```
plt.figure(figsize=(10, 8))
plt.style.use('fivethirtyeight')
plt.title("Distribution of Impressions From Home")
sns.distplot(data['From Home'])
plt.show()
```



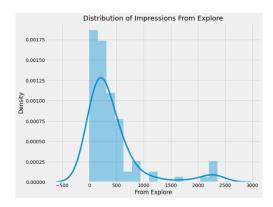
تُظهر الانطباعات التي أحصل عليها من قسم الصفحة الرئيسية على Instagram مدى وصول مشاركاتي إلى متابعيني. بالنظر إلى الانطباعات من قسم الصفحة الرئيسية، يمكنني القول إنه من الصعب الوصول إلى كل متابعيني يوميًا. دعنا الآن نلقي نظرة على توزيع مرات الظهور التي تلقيتها من الوسوم (hashtags):

```
plt.figure(figsize=(10, 8))
plt.title("Distribution of Impressions From Hashtags")
sns.distplot(data['From Hashtags'])
plt.show()
```



الوسوم هي أدوات نستخدمها لتصنيف منشوراتنا على Instagram حتى نتمكن من الوصول إلى المزيد من الأشخاص بناءً على نوع المحتوى الذي نقوم بإنشائه. يُظهر النظر إلى مرات ظهور علامة التصنيف أنه لا يمكن الوصول إلى جميع المنشورات باستخدام الوسوم، ولكن يمكن الوصول إلى العديد من المستخدمين الجدد من خلال الوسوم. دعنا الآن نلقي نظرة على توزيع مرات الظهور التى تلقيتها من قسم الاستكشاف (explore section)في Instagram :

```
plt.figure(figsize=(10, 8))
plt.title("Distribution of Impressions From Explore")
sns.distplot(data['From Explore'])
plt.show()
```



قسم الاستكشاف في Instagram هو نظام التوصية في Instagram . توصي المنشورات للمستخدمين بناءً على تفضيلاتهم واهتماماتهم. من خلال النظر إلى الانطباعات التي تلقيتها من قسم الاستكشاف، يمكنني القول أن Instagram لا يوصى كثيرًا بمنشوراتنا للمستخدمين. تلقت بعض المشاركات وصولاً جيدًا من قسم الاستكشاف، لكنها لا تزال منخفضة جدًا مقارنةً بمدى الوصول الذي أتلقاه من الوسوم.

دعنا الآن نلقي نظرة على النسبة المئوية للانطباعات التي أحصل عليها من مصادر مختلفة على Instagram:

Impressions on Instagram Posts From Various Sources



لذا تُظهر مخطط الدونات (donut plot) أعلاه أن ما يقرب من 50 في المائة من مدى الوصول من متابعيني، و3.81 في المائة من الوسوم، و9.14 في المائة من قسم الاستكشاف، و3.01 في المائة من مصادر أخرى.

تحليل المحتوى

الآن دعنا نحلل محتوى مشاركاتي على Instagram. تحتوي مجموعة البيانات على عمودين، وهما التسمية التوضيحية (caption) والوسوم (hashtags)، والتي ستساعدنافي فهم نوع المحتوى الذي أنشره على Instagram.

دعنا ننشئ سحابة الكلمات (wordcloud) لعمود التسمية التوضيحية لإلقاء نظرة على الكلمات الأكثر استخدامًا في التسمية التوضيحية لمشاركاتي على Instagram:

```
text = " ".join(i for i in data.Caption)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.style.use('classic')
plt.figure( figsize=(12,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



الآن، دعنا ننشئ سحابة الكلمات لعمود الوسوم لإلقاء نظرة على الوسوم الأكثر استخدامًا في مشاركاتي على Instagram:

```
text = " ".join(i for i in data.Hashtags)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(12,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```

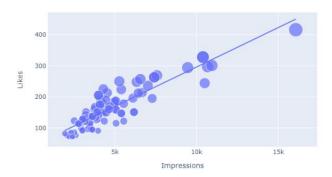
```
data datascience pythoncode artificialintelligence the lever programmer data data analysis data analytics dependence of the lever programmer data th
```

تحليل العلاقات

دعنا الآن نحلل العلاقات للعثور على أهم عوامل وصولنا إلى Instagram سيساعدنا أيضًا في فهم كيفية عمل خوارزمية Instagram .

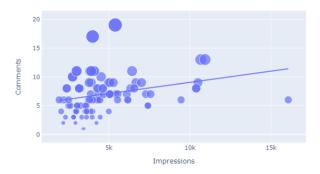
دعونا نلقي نظرة على العلاقة بين عدد الإعجابات وعدد مرات الانطباعات على مشاركاتي على Instagram :

Relationship Between Likes and Impressions



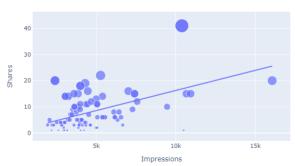
هناك علاقة خطية بين عدد الإعجابات ومدى الوصول الذي حصلت عليه على Instagram دعنا الآن نرى العلاقة بين عدد التعليقات (comments) وعدد مرات الانطباعات (Impressions) على مشاركاتي على Instagram :

Relationship Between Comments and Total Impressions



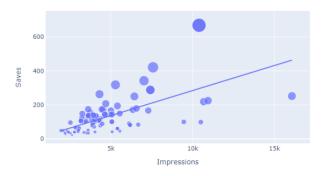
يبدو أن عدد التعليقات التي نتلقاها على إحدى المشاركات (shares) لا يؤثر في مدى وصولها. دعنا الآن نلقى نظرة على العلاقة بين عدد المشاركات وعدد مرات الظهور:

Relationship Between Shares and Total Impressions



سيؤدي عدد أكبر من المشاركات إلى وصول أعلى، لكن المشاركات لا تؤثر على مدى وصول المنشور بقدر ما تؤثر إبداءات الإعجاب. دعنا الآن نلقي نظرة على العلاقة بين عدد مرات الحفظ (saves) وعدد مرات الانطباعات (impressions):

Relationship Between Post Saves and Total Impressions



هناك علاقة خطية بين عدد المرات التي يتم فيها حفظ المنشور الخاص بي ومدى وصول منشور Instagram الخاص بي. دعنا الآن نلقي نظرة على ارتباط جميع الأعمدة بعمود مرات الانطباعات (Impressions column):

```
correlation = data.corr()
print(correlation["Impressions"].sort values(ascending=False))
```

```
Impressions
                1.000000
                0.896277
From Hashtags
Follows
                0.804064
Profile Visits
               0.774393
                0.625600
                0.603378
From Home
From Explore
                0.498389
                0.476617
From Other
                0.429227
                 0.247201
Name: Impressions, dtype: float64
```

لذلك يمكننا القول أن المزيد من الإعجابات والحفظ سيساعدك في الوصول إلى المزيد على Instagram سيساعدك العدد الأكبر من المشاركات أيضًا في الوصول إلى المزيد، لكن العدد المنخفض من المشاركات لن يؤثر على وصولك أيضًا.

تحليل معدل التحويل

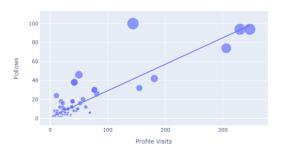
في Instagram ، معدل المحادثة (conversation rate) يعني عدد المتابعين الذين تحصل عليهم من عدد زيارات الملف الشخصي (total profile visits) من المنشور. الصيغة التي يمكنك استخدامها لحساب معدل التحويل هي (المتابعات / زيارات الملف الشخصي) * 100. الآن دعنا نلقى نظرة على معدل المحادثة في حسابي على Instagram :

```
conversion_rate = (data["Follows"].sum() / data["Profile
Visits"].sum()) * 100
print(conversion_rate)
```

```
31.17770767613039
```

لذا فإن معدل المحادثة في حساب Instagram الخاص بي هو 31٪ وهو ما يبدو وكأنه معدل محادثة جيد جداً. دعونا نلقي نظرة على العلاقة بين إجمالي زيارات الملف الشخصي وعدد المتابعين المكتسبين من جميع زيارات الملف الشخصى:





العلاقة بين زيارات الملف الشخصي والمتابعين المكتسبة هي أيضًا علاقة خطية.

نموذج توقع الوصول إلىInstagram

الآن في هذا القسم، سأقوم بتدريب نموذج التعلم الآلي للتنبؤ بمدى وصول منشور على Instagram دعنا نقسم البيانات إلى مجموعات تدريب واختبار قبل تدريب النموذج:

إليك الآن كيف يمكننا تدريب نموذج التعلم الآلي على توقع مدى وصول منشور على Instagram باستخدام بايثون:

```
model = PassiveAggressiveRegressor()
model.fit(xtrain, ytrain)
model.score(xtest, ytest)
```

```
array([10319.5922441])
```

دعنا الآن نتوقع مدى وصول منشور على Instagram من خلال تقديم مدخلات لنموذج التعلم الآلي:

```
#Features = [['Likes', 'Saves', 'Comments', 'Shares', 'Profile
Visits', 'Follows']]
features = np.array([[54.0,165.0,9.0,4.0,233.0,282.0]])
model.predict(features)
```

```
array([10319.5922441])
```

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل وتوقع مدى وصول منشورات Instagram باستخدام التعلم الآلي باستخدام بايثون .إذا أراد منشئ المحتوى أن يؤدي أداءً جيدًا على Instagram على المدى الطويل، فعليه إلقاء نظرة على بيانات وصوله إلى Instagram .هذا هو المكان الذي يأتي فيه استخدام علم البيانات في وسائل التواصل الاجتماعي. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول مهمة تحليل الوصول إلى Instagram باستخدام بايثون.

17) تحلیل مشاعر مراجعات Tinder باستخدام بایثون Tinder Reviews Sentiment Analysis using Python

Tinder هو أحد أكثر تطبيقات (dating) المواعدة شيوعًا. يربط الأشخاص الذين لديهم اهتمامات مماثلة. للتحقق مما إذا كان Tinder يساعد الأشخاص في العثور على شركاء، يمكننا تحليل مشاعر الناس حول Tinder. هناك الكثير من المراجعات على متجر Tinder. لذلك إذا حول Tinder. يمكننا استخدام هذه البيانات لتحليل مشاعر مستخدمي Tinder. لذلك إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل مراجعات Tinder، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة مراجعة Tinder لتحليل المشاعر باستخدام بايثون.

تحلیل مشاعر مراجعات Tinder باستخدام بایثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل آراء Tinder من <u>Kaggle</u>. تم جمعها من مراجعات Tinder على متجر Google Play. دعنا الآن نستورد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة لبدء هذه المهمة:

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator
import nltk
import re
from nltk.corpus import stopwords
import string
data = pd.read_csv("tinder_google_play_reviews.csv")
print(data.head())
```

```
userName
 0 gp:AOqpTOF5m-nY12XsKXO0IG-ZQtyvmjwKEp43ILLrhBS...
                                                      Kreg Smith
 1 gp:AOqpTOFMaTJ6Mj-6hrp6ZI9gU5fzeVZQA9LugbFe1xR...
 2 gp:AOqpTOGtOLC4xZzU1NT8t1ykvQHfOuhW7oJ0MScukLj... Benjo cantor
 3 gp:AOqpTOGcid22sko0XyvhV1kSpbdKUzx5Q1SIi5L1Ovc... Chris Plata
 4 gp:AOqpTOGzA20eNWEOUM8edTHGQfd60U7Qy48JpUcBT-x...
                                                      Dave Midas
                                           userImage \
 0 https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...
 1 https://play-lh.googleusercontent.com/a-/AOh14...
 2 https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...
 3 https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...
 4 https://play-lh.googleusercontent.com/a-/AOh14...
                                             content score thumbsUpCount \
 0 Got banned for life don't know why they won't ...
 1 I don't know why I was banned .. But I m not a...
                   All gays even if your straight 🤶 🤶 🧏
 3 You have to pay so much to even be seen on thi...
4 I do not understand how so many people use thi...
```

```
reviewCreatedVersion at replyContent repliedAt

0 13.6.1 2022-05-21 04:10:44 NaN NaN

1 NaN 2022-05-21 04:08:24 NaN NaN

2 13.6.1 2022-05-21 04:00:10 NaN NaN

NaN 2022-05-21 03:47:58 NaN NaN

4 13.6.1 2022-05-21 03:47:51 NaN NaN
```

في الانطباعات الأولى لمجموعة البيانات هذه، يمكنني رؤية بعض القيم الخالية في بعض الأعمدة. لتحليل مراجعات Tinder، نحتاج فقط إلى عمود المحتوى (content column). لذلك دعونا ننشئ مجموعة بيانات جديدة مع عمود المحتوى ونتحرك إلى أبعد من ذلك:

```
data = data[["content"]] دعنا الآن نرى ما إذا كانت لدينا قيم خالية في عمود المحتوى:
```

```
data.isnull().sum()
يحتوى عمود المحتوى أيضًا على قيم خالية، فلنقم بإزالة القيم الخالية والمضى قدمًا:
```

```
data = data.dropna()
دعنا الآن نجهز هذه البيانات لمهمة تحليل المشاعر (sentiment analysis). هنا يتعين علينا
```

تنظيف النص في عمود المحتوى:

```
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
stopword=set(stopwords.words('english'))
def clean(text):
 text = str(text).lower()
 text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
 text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
 text = re.sub('<.*?>+', '', text)
 text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
 text = re.sub('\n', '', text)
 text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
 text = [word for word in text.split(' ') if word not in
stopword]
 text=" ".join(text)
 text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
 text=" ".join(text)
```

```
دعنا الآن نلقي نظرة على نوع الكلمات التي يستخدمها الأشخاص في مراجعات Tinder:
```

```
text = " ".join(i for i in data.content)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
```

data["content"] = data["content"].apply(clean)

```
plt.show()

| The property of the property of
```

سأضيف الآن ثلاثة أعمدة أخرى في مجموعة البيانات هذه على أنها ايجابية "Positive" وسلبية "entiment scores" وسلبية "Neutral" من خلال حساب درجات المشاعر (sentiment scores) للمراجعات:

```
nltk.download('vader_lexicon')
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["content"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["Content"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["content"]]
data = data[["content", "Positive", "Negative", "Neutral"]]
print(data.head())
```

```
content Positive Negative \
0 got ban life dont know wont tell help way read...
                                                         0.231
                                                                    0.225
1 don't know ban allow use tinder henceforth \operatorname{did}\ldots
                                                          0.371
                                                                    0.108
                                gay even straight 🧣 🧣
                                                                         0.000
3 pay much even seen app girl ever talk back bet...
                                                         0.229
                                                                    0.128
                                                                    0.225
4 understand mani peopl use app im mean ugli ive...
   0.544
    0.521
    1.000
     0.642
     0.775
```

دعنا الآن نلقي نظرة على نوع الكلمات التي يستخدمها الأشخاص في التعليقات الإيجابية على Tinder:

```
positive =' '.join([i for i in
data['content'][data['Positive'] > data["Negative"]]])
```

```
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(positive)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



دعنا الآن نلقي نظرة على نوع الكلمات التي يستخدمها الأشخاص في المراجعات السلبية لـ Tinder:

```
negative =' '.join([i for i in
data['content'][data['Negative'] > data["Positive"]]])
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(negative)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



دعنا نلقى نظرة على النتيجة الإجمالية لمشاعر مستخدميTinder:

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
   if (a>b) and (a>c):
     print("Positive ② ")
   elif (b>a) and (b>c):
     print("Negative ③ ")
   else:
     print("Neutral ③ ")
   sentiment_score(x, y, z)
```

```
Neutral <sup>®</sup>
```

لذلك يكتب معظم المستخدمين تعليقات محايدة. دعونا نلقي نظرة على إجمالي جميع درجات المشاعر:

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)
```

```
Positive: 158277.42200002735

Negative: 59438.14199999961

Neutral: 314250.34899997106
```

كما ترى، الإيجابي أكثر بكثير من السلبي، يمكننا القول إن معظم المستخدمين سعداء بـ Tinder

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تنفيذ مهمة Tinder تحليل مشاعر مراجعات عليه هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تنفيذ مهمة المواعدة شيوعًا. يربط الأشخاص الذين لديهم المتمامات مماثلة. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل المراجعات في Tinder.

18) تحلیل المشاعر لمراجعات TikTok بایثون TikTok Reviews Sentiment Analysis using بایثون Python

يعد TikTok أحد أشهر تطبيقات الوسائط الاجتماعية اليوم. تشتهر بمقاطع الفيديو القصيرة الخاصة بها. غالبًا ما يستخدم الأشخاص هذا التطبيق لمشاهدة مقاطع فيديو مسلية ومضحكة. على الرغم من محتواه الترفيهي، إلا أن هذا التطبيق لا يحبه الجميع. إذا تصفحت مراجعاته، فستجد مزيجًا من الكراهية والدعم لـ TikTok في جميع أنحاء العالم. لذلك، دعنا نحلل مراجعات TikTok لمعرفة ما يشعر به الناس حول محتوى هذا التطبيق. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل المشاعر لمراجعات TikTok باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر لمراجعات TikTok باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها هنا لمهمة مراجعات TikTok لتحليل المشاعر من Kaggle يمكنك تنزيل تم جمعها في الأصل من تقييمات TikTok على متجر Google Play. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات هذه من هنا. دعنا الآن نستورد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة لبدء هذه المهمة:

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator
import nltk
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from nltk.corpus import stopwords
import string
import re
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
data = pd.read_csv("tiktok.csv")
print(data.head())
```

```
reviewId
                                                          userName \
0 gp:AOqpTOHRz-11c0apHLSKHHp52FxUXsQS9Z88wP3sWc5...
                                                     MR LOL GAMER
1 gp:AOqpTOF6mFDEkIypmyT3shDLjPHg8zB3kdns2W36ahp...
                                                      Dino Kljako
2 gp:AOqpTOGtqU4sb8vuVo3-eB7kIXWoBn-0YCUZ1SnPRKS... Olivia Harding
3 gp:AOqpTOFHDm-Qa5R6jCpOGTFT2qr1_PKbCTbBNPahCEn...
4 gp:AOqpTOFB6Ndao8IHRpOJRmbSknwMGxHcwYzux93YyXI...
                                                     Mavis Kotoka
                                          userImage \
0 https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...
1 https://play-lh.googleusercontent.com/a-/AOh14...
2 https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...
3 https://play-lh.googleusercontent.com/a-/AOh14...
4 https://play-lh.googleusercontent.com/a/AATXAJ...
```

```
content score thumbsUpCount \
                                                5
                                          Good
1 Awesome app! Too many people on it where it's \dots
                                                  5
                                       Not bad
                                     It is good
                           Very interesting app
 reviewCreatedVersion
                                   at replyContent repliedAt
             23.8.4 2022-04-05 23:18:30
                                             NaN
               NaN 2022-04-05 23:18:21
             23.9.5 2022-04-05 23:17:34
             22.2.5 2022-04-05 23:17:04
                                             NaN
                                                       NaN
              22.1.5 2022-04-05 23:17:04
```

في الانطباعات (impressions) الأولى لمجموعة البيانات هذه، يمكنني رؤية قيم خالية في بعض الأعمدة. لتحليل تقييمات TikTok ، نحتاج فقط إلى عمودين ، المحتوى (content) والنتيجة (score)؛ لذلك دعونا ننشئ مجموعة بيانات جديدة مع هذين العمودين فقط ونتقدم خطوة أخرى من خلال تحليل آراء TikTok:

```
data = data[["content", "score"]]
print(data.head())
```

```
content score

Good 5

Awesome app! Too many people on it where it's ... 5

Not bad 5

It is good 2

Very interesting app 5
```

دعنا الآن نرى ما إذا كان أي من هذين العمودين يحتوي على أي قيم فارغة:

```
print(data.isnull().sum())
```

```
content 4
score 0
dtype: int64
```

لذلك هناك أربع قيم فارغة في عمود المحتوى. دعنا نسقط القيم الفارغة ونتحرك أبعد من ذلك:

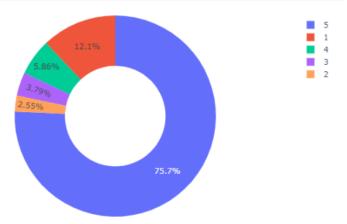
```
data = data.dropna()
```

دعنا الآن نجهز هذه البيانات لمهمة تحليل المشاعر. هنا يتعين علينا تنظيف النص في عمود المحتوى:

```
stopword=set(stopwords.words('english'))
def clean(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
    text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
    text = re.sub('<.*?>+', '', text)
```

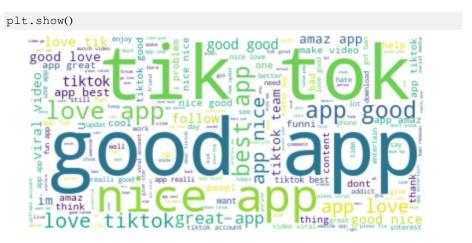
```
text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
text)
text = re.sub('\n', '', text)
text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
text = [word for word in text.split(' ') if word not in
stopword]
text=" ".join(text)
text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
text=" ".join(text)
return text
data["content"] = data["content"].apply(clean)
```

دعنا الآن نلقي نظرة على النسب المئوية للتقييمات الممنوحة لـ TikTok على متجر Google . Play :



يمكنك أن ترى أن 75.7٪ من المستخدمين قد أعطوا خمسة تقييمات لـ TikTok ، و 12.1٪ من المستخدمين صنفوها بـ 1. الآن دعنا نلقي نظرة على نوع الكلمات التي يستخدمها المستخدمون في مراجعات TikTok :

```
text = " ".join(i for i in data.content)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
```



سأضيف الآن ثلاثة أعمدة أخرى في مجموعة البيانات هذه على أنها إيجابية (Positive) وسلبية sentiment (Neutral) من خلال حساب درجات المشاعر (Negative) للتغريدات:

```
content Positive Negative
                                                         1.000
                                                                     0.0
1 awesom app mani peopl easier fb girl awesom gu...
                                                         0.381
2
                                                         0.000
                                                                     1.0
                                                 bad
3
                                                good
                                                         1.000
                                                                     0.0
4
                                                         0.750
                                                                     0.0
                                        interest app
   Neutral
    0.000
    0.000
     0.000
     0.250
```

دعنا الآن نلقي نظرة على نوع الكلمات التي يستخدمها الناس في التعليقات الإيجابية على TikTok:



دعنا الآن نلقي نظرة على نوع الكلمات التي يستخدمها الناس غالبًافي التعليقات السلبية على TikTok:

```
negative =' '.join([i for i in
data['content'][data['Negative'] > data["Positive"]]])
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(negative)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل مشاعر مراجعات TikTok باستخدام لغة برمجة بايثون.

الملخص

إذن هذه هي كيفية تحليل مشاعر مراجعات TikTok . تشتهر TikTok بمقاطع الفيديو القصيرة الخاصة بها. غالبًا ما يستخدم الأشخاص هذا التطبيق لمشاهدة مقاطع فيديو مسلية ومضحكة. على الرغم من محتواه الترفيهي، إلا أن هذا التطبيق لا يحبه الجميع. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل مشاعر مراجعات TikTok باستخدام بايثون.

19) تحلیل مشاعر حرب أوکرانیا وروسیا علی تویتر باستخدام بایثون War Twitter باستخدام بایثون Sentiment Analysis using Python

اليوم هو اليوم التاسع عشر للحرب بين روسيا وأوكرانيا. تدعم العديد من الدول أوكرانيا من خلال فرض عقوبات اقتصادية على روسيا. هناك الكثير من التغريدات حول حرب أوكرانيا وروسيا حيث يميل الناس إلى تحديث الحقائق على الأرض، وما يشعرون به حيال ذلك، ومن يدعمون. لذلك إذا كنت ترغب في تحليل مشاعر الناس بشأن الحرب في أوكرانيا وروسيا، فهذا المقال مناسب لك. في هذه المقالة، سأطلعك على مهمة تحليل مشاعر الحرب في أوكرانيا وروسيا على تويتر باستخدام لغة بايثون.

تحليل معنويات حرب أوكرانيا وروسيا على تويتر باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل المشاعر على Twitter بشأن حرب أوكرانيا وروسيا من Kaggle. تم جمع مجموعة البيانات هذه في البداية من Twitter ويتم تحديثها بانتظام. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات هذه من هنا. دعنا الآن نستورد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة للبدء بهذه المهمة:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator
import nltk
import re
from nltk.corpus import stopwords
import string

data = pd.read_csv)
```

```
id conversation_id
                                        created_at
                                                        date
0 1.502530e+18 1.502260e+18 2022-03-12 06:03:14 UTC 3/12/2022 6:03:14
1 1.502530e+18 1.502530e+18 2022-03-12 06:03:14 UTC 3/12/2022 6:03:14
                1.502530e+18 2022-03-12 06:03:13 UTC 3/12/2022 6:03:13
2 1.502530e+18
               1.502210e+18 2022-03-12 06:03:12 UTC 3/12/2022 6:03:12
3 1.502530e+18
4 1.502530e+18 1.500440e+18 2022-03-12 06:03:12 UTC 3/12/2022 6:03:12
 timezone
              user_id
                            username \
     0 2.019880e+07
                            redcelia
       0 2.275356e+08
                              eee eff
       0 8.431317e+07 mistify_007
      0 9.898620e+17 reallivinghuman
       0 1.164940e+18
```

```
name place ... geo source user_rt_id \
    Johnson Outua EUITAF 🛡 🖰 #NeverVoteTory NaN ... NaN NaN
1 Wearing Masks still saves lives UAMC 🖺 🍍 NaN ... NaN NaN
                             Brian∢ NaN ... NaN NaN
                                                               NaN
                                 Basha NaN ... NaN NaN
                                                                NaN
                                RonJon NaN ... NaN NaN
 user_rt retweet_id
                                                        reply_to \
              NaN [{'screen_name': 'RussianEmbassy', 'name': 'Ru...
    NaN
     NaN
               NaN
1
     NaN
               NaN
     NaN
              NaN [{'screen_name': 'RussianEmbassy', 'name': 'Ru...
               NaN [{'screen_name': 'IsraeliPM', 'name': 'Prime M...
  retweet_date translate trans_src trans_dest
                             NaN
1
                                        NaN
          NaN
                    NaN
                             NaN
                   NaN
2
          NaN
                             NaN
                                       NaN
                                       NaN
          NaN
                   NaN
3
                             NaN
```

دعونا نلقي نظرة سريعة على جميع أسماء الأعمدة لمجموعة البيانات:

نحتاج فقط إلى ثلاثة أعمدة لهذه المهمة (اسم المستخدم (username) والتغريدة (tweet) والنغريدة (tweet) واللغة (language))؛ سأختار فقط هذه الأعمدة وأمضى قدمًا:

```
data = data[["username", "tweet", "language"]] دعنا نلقي نظرة على ما إذا كان أي من هذه الأعمدة يحتوي على أي قيم فارغة أم لا:
```

```
data.isnull().sum()

username 0
tweet 0
language 0
dtype: int64
```

لذلك لا يحتوي أي من الأعمدة على قيم فارغة، فلنلقِ نظرة سريعة على عدد التغريدات التي يتم نشرها بأي لغة:

```
data["language"].value_counts()
```

```
en
       251
pt
       198
und
it
       155
       122
       85
       55
        52
        40
        23
        18
ca
        16
        16
et
        15
t1
        14
        13
        13
fi
uk
te
th
kn
         3
         1
cy
Name: language, dtype: int64
```

لذا فإن معظم التغريدات باللغة الإنجليزية. دعنا نجهز هذه البيانات لمهمة تحليل المشاعر. سأقوم هنا بإزالة جميع الروابط وعلامات الترقيم والرموز وأخطاء اللغة الأخرى من التغريدات:

```
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
stopword=set(stopwords.words('english'))

def clean(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
    text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
    text = re.sub('<.*?>+', '', text)
    text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
text)
```

```
text = re.sub('\n', '', text)
text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
text = [word for word in text.split(' ') if word not in
stopword]
text=" ".join(text)
text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
text=" ".join(text)
return text
data["tweet"] = data["tweet"].apply(clean)
```

دعنا الآن نلقي نظرة على سحابة الكلمات (wordcloud) في التغريدات، والتي ستظهر الكلمات الأكثر استخدامًا في التغريدات من قبل الأشخاص الذين يشاركون مشاعرهم والتحديثات حول حرب أوكرانيا وروسيا:

```
text = " ".join(i for i in data.tweet)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



سأضيف الآن ثلاثة أعمدة أخرى في مجموعة البيانات هذه على أنها إيجابية (Positive) وسلبية sentiment (Neutral) من خلال حساب درجات المشاعر (Negative) للتغريدات:

```
nltk.download('vader_lexicon')
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["tweet"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["tweet"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["tweet"]]
```

```
data = data[["tweet", "Positive", "Negative", "Neutral"]]
print(data.head())
```

```
tweet Positive Negative \
                                                                0.284
0 russianembassi ft mfarussia jeffdsach csdcolum...
1 kidnap without charg access lawyer putin russi...
                                                      0.000
                                                                0.000
2 much western civil everyon feel compel find cr...
                                                     0.144
                                                                0.259
3 russianembassi love place ill visit sure next ...
                                                     0.291
                                                                0.126
                                                                0.000
4 israelipm iaeaorg didnt know state israel advi...
                                                     0.000
   Neutral
    0.639
    1.000
    0.596
    0.583
```

دعنا الآن نلقي نظرة على الكلمات الأكثر شيوعًا التي يستخدمها الأشخاص ذوو المشاعر الإيجابية:

```
positive =' '.join([i for i in data['tweet'][data['Positive']
> data["Negative"]]])
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(positive)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



دعنا الآن نلقي نظرة على الكلمات الأكثر شيوعًا التي يستخدمها الأشخاص ذوو المشاعر السلبية:

```
negative =' '.join([i for i in data['tweet'][data['Negative']
> data["Positive"]]])
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(negative)
```

```
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل مشاعر الناس بشأن حرب أوكرانيا وروسيا. آمل أن تنتهي هذه الحرب قريبًا وأن تعود الأمور إلى طبيعتها.

الملخص

هناك الكثير من التغريدات حول حرب أوكرانيا وروسيا حيث يميل الناس إلى تحديث الحقائق على الأرض، وما يشعرون به حيال ذلك، ومن يدعمون. لقد استخدمت هذه التغريدات في مهمة تحليل المشاعر على تويتر بشأن حرب أوكرانيا وروسيا.

120) تحلیل مشاعر مراجعات Flipkart باستخدام بایثون Flipkart Reviews Sentiment Analysis using Python

Flipkart هي واحدة من أشهر الشركات الهندية. إنها منصة للتجارة الإلكترونية تتنافس مع منصات التجارة الإلكترونية الشهيرة مثل Amazon. واحدة من أكثر حالات استخدام علم البيانات شيوعًا هي مهمة تحليل المشاعر لمراجعات المنتجات المباعة على منصات التجارة الإلكترونية. لذلك، إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل مشاعر مراجعات Flipkart، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة Flipkart لمراجعة تحليل المشاعر باستخدام بايثون.

تحليل مشاعر مراجعات Flipkart باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها هنا لتحليل المشاعر لمراجعات Flipkart من Kaggle من لنبدأ هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator

data =
pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/amankharwal/Web
site-data/master/flipkart_reviews.csv")
print(data.head())
```

```
Product_name ... Rating

0 Lenovo Ideapad Gaming 3 Ryzen 5 Hexa Core 5600... .. 5

1 Lenovo Ideapad Gaming 3 Ryzen 5 Hexa Core 5600... .. 5

2 Lenovo Ideapad Gaming 3 Ryzen 5 Hexa Core 5600... .. 5

3 DELL Inspiron Athlon Dual Core 3050U - (4 GB/2... .. 5

4 DELL Inspiron Athlon Dual Core 3050U - (4 GB/2... .. 5
```

تحتوي مجموعة البيانات هذه على ثلاثة أعمدة فقط. دعنا نلقي نظرة على ما إذا كان أي من هذه الأعمدة يحتوي على قيم مفقودة أم لا:

لذلك لا تحتوي مجموعة البيانات على أي قيم فارغة. نظرًا لأن هذه هي مهمة تحليل المشاعر لمراجعات تعلى المراجعات قبل المراجعات المراجعات على المراجعات قبل التوجه إلى تحليل المشاعر:

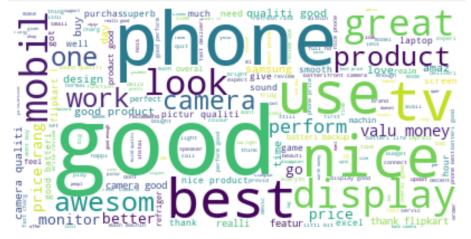
```
import nltk
import re
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
from nltk.corpus import stopwords
import string
stopword=set(stopwords.words('english'))
def clean(text):
 text = str(text).lower()
 text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
 text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
 text = re.sub('<.*?>+', '', text)
 text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
 text = re.sub('\n', '', text)
 text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
 text = [word for word in text.split(' ') if word not in
stopword]
 text=" ".join(text)
 text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
 text=" ".join(text)
 return text
data["Review"] = data["Review"].apply(clean)
```

تحليل المشاعر لمراجعات Flipkart

يحتوي عمود التصنيف (Rating column) الخاص بالبيانات على التصنيفات التي قدمها كل مراجع. لذلك دعونا نلقي نظرة على كيفية قيام معظم الأشخاص بتقييم المنتجات التي يشترونها من Flipkart :



لذلك منح 60 ٪ من المراجعين 5 من أصل 5 تقييمات للمنتجات التي يشترونها من Flipkart دعونا الآن نلقي نظرة على نوع التعليقات التي يتركها الأشخاص. لهذا، سأستخدم سحابة الكلمات (word cloud) لتصوير الكلمات الأكثر استخدامًا في عمود المراجعات:



سأقوم الآن بتحليل مشاعر مراجعات Flipkart عن طريق إضافة ثلاثة أعمدة في مجموعة البيانات هذه على أنها إيجابية (Positive) وسلبية (Negative) ومحايدة (Neutral) من خلال حساب درجات المشاعر (sentiment scores) للمراجعات:

```
nltk.download('vader_lexicon')
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["Review"]]
```

```
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["Review"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["Review"]]
data = data[["Review", "Positive", "Negative", "Neutral"]]
print(data.head())
```

```
Review ... Neutral

0 best great performancei got around backup bi... 0.504

1 good perfom ... 0.256

2 great perform usual also game laptop issu batt... 0.723

3 wife happi best product 3 ... 0.488

4 light weight laptop new amaz featur batteri li... 1.000
```

الآن دعونا نرى كيف يفكر معظم المراجعين في منتجات وخدمات Flipkart:

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
   if (a>b) and (a>c):
     print("Positive ② ")
   elif (b>a) and (b>c):
     print("Negative ③ ")
   else:
     print("Neutral ③ ")
sentiment_score(x, y, z)
```

```
Neutral 🙂
```

لذا فإن معظم المراجعات محايدة. دعنا نلقي نظرة على إجمالي درجات المشاعر الإيجابية والحيادية للعثور على نتيجة حول تقييمات Flipkart :

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)
```

```
Positive: 923.552999999985

Negative: 96.77500000000013

Neutral: 1283.6880000000006
```

الملخص

لذلك، يعطي معظم الأشخاص مراجعات محايدة، وتقدم نسبة صغيرة من الأشخاص مراجعات سلبية. لذلك يمكننا القول إن الناس راضون عن منتجات وخدمات Flipkart. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل المشاعر لـ Flipkart باستخدام بايثون.

21) تحلیل المشاعر تجاه لقاح فایزر باستخدام بایثون Pfizer Vaccine Sentiment Analysis using Python

يعد Twitter أحد أكثر تطبيقات الوسائط الاجتماعية شيوعًا حيث يتمتع الأشخاص بحرية مشاركة آرائهم حول أي موضوع. هناك العديد من التغريدات المسجلة حول التوعية بلقاح فايزر (Pfizer vaccine) والتي يمكن استخدامها لتحليل مشاعر الناس حول لقاح فايزر. لذلك، إذا كنت تريد معرفة كيفية استخدام مجموعة بيانات Twitter لتحليل المشاعر، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل المشاعر تجاه لقاح Pfizer باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر تجاه لقاح فايزر باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل المشاعر تجاه لقاح Pfizer من Kaggle والتي تم جمعهافي البداية من Twitter عندما كان الأشخاص يشاركون آرائهم حول لقاح Pfizer. لنبدأ مهمة تحليل المشاعر تجاه لقاح Pfizer عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator

data =
pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/amankharwal/Web
site-data/master/vaccination_tweets.csv")
print(data.head())
```

```
user_name ... favorites is_retweet
                                              0
0 1340539111971516416
                             Rachel Roh ...
                                                          False
1 1338158543359250433
                             Albert Fong ...
                                                   1
                                                          False
2 1337858199140118533
                                eliLTEU 🖔 ...
                                                          False
3 1337855739918835717
                           Charles Adler ...
                                                2129
                                                          False
4 1337854064604966912 Citizen News Channel ...
[5 rows x 16 columns]
```

لذا فإن مجموعة البيانات هذه كبيرة جداً، دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت تحتوي على أي قيم فارغة أم لا:

```
data.isnull().sum()
```

```
      id
      0

      user_name
      0

      user_location
      1630

      user_description
      506

      user_created
      0

      user_followers
      0

      user_friends
      0

      user_favourites
      0

      date
      0

      date
      0

      text
      0

      hashtags
      1949

      source
      1

      retweets
      0

      favorites
      0

      is_retweet
      0

      dtype: int64
```

على الرغم من أن هذه القيم الخالية لن تؤثر على مهمة تحليل المشاعر، للحفاظ على بساطة الأمور، سأقوم بإسقاط الصفوف التي تحتوي على قيم خالية لأن مجموعة البيانات كبيرة بالفعل:

```
data = data.dropna()
```

```
id user_followers ...
                                       retweets
                                                 favorites
count 4.749000e+03 4.749000e+03 ... 4749.000000 4749.000000
mean 1.355333e+18 5.069683e+04 ...
                                      1.545378
                                                 9.385555
std 1.280104e+16 3.545440e+05 ...
                                     13.395572 55.280915
     1.337728e+18 0.000000e+00 ...
                                       0.000000
                                                  0.000000
     1.344929e+18
                   1.740000e+02 ...
                                                   0.000000
                                       0.000000
     1.352030e+18
                   6.480000e+02 ...
                                       0.000000
                                                   1.000000
                   2.728000e+03 ...
                                       1.000000
                   1.371493e+07 ... 678.000000 1979.000000
[8 rows x 6 columns]
```

يعد عمود النص (text column) أهم ميزة في مجموعة البيانات هذه لأنه يحتوي على آراء مستخدمي Twitter حول لقاح فايزر الكن يجب إعداد عمود النص لأنه يحتوي على العديد من الرموز الخاصة والأخطاء اللغوية. فيما يلى كيف يمكننا تنظيف عمود النص:

```
import nltk
import re
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
from nltk.corpus import stopwords
import string
stopword=set(stopwords.words('english'))

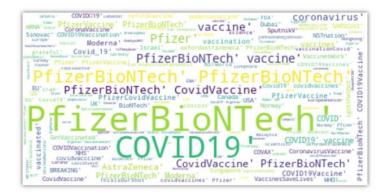
def clean(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
    text = re.sub('https?://S+|www\.\S+', '', text)
    text = re.sub('<.*?>+', '', text)
```

```
text = " ".join(i for i in data.text)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```

```
got pfizerbiontech covidvaccin side effect covidvaccin
```

دعنا الآن نلقي نظرة على سحابة الكلمات في عمود الوسوم (hashtags column)، والتي يمكن أن توضح نوع الوسوم التي كانت رائجة عندما كان الأشخاص يشاركون آرائهم حول لقاح فايزر:

```
text = " ".join(i for i in data.hashtags)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



يُظهر عمود (user_verified) في مجموعة البيانات ما إذا كان قد تم التحقق من المستخدمين الذين شاركوا آرائهم بواسطة Twitter أم لا. المستخدم الموثق على Twitter هو شخصية عامة أو شخصية مشهورة. لذلك دعونا نلقي نظرة على عدد المستخدمين الذين تم التحقق منهم والذين شاركوا آرائهم حول لقاح فايزر:

```
data["user_verified"].value_counts()
```

```
False 4169
True 580
Name: user_verified, dtype: int64
```

في الإخراج أعلاه، يُظهر False عدد المستخدمين الذين لم يتم التحقق منهم ويظهر True عدد المستخدمين الذين تم التحقق منهم. دعنا الآن ننتقل إلى مهمة تحليل المشاعر للقاح فايزر. سأضيف هنا ثلاثة أعمدة أخرى في مجموعة البيانات هذه على أنها موجبة (Positive) وسلبية (Negative) ومحايدة (Negative) من خلال حساب درجات المشاعر في عمود النص:

```
nltk.download('vader_lexicon')
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["text"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["text"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["text"]]
data = data[["text", "Positive", "Negative", "Neutral"]]
print(data.head())
```

```
text ... Neutral

0 folk said daikon past could treat cytokin stor... 0.748

2 coronavirus sputnikv astrazeneca pfizerbiontec... 1.000

6 bit sad claim fame success vaccin patriot comp... 0.481

9 covidvaccin state start get monday us say pak... 1.000

10 death close mark million peopl wait pfizerbio... 0.698

[5 rows x 4 columns]
```

الآن دعونا نحسب شعور معظم الناس تجاه لقاح فايزر:

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
    if (a>b) and (a>c):
        print("Positive ② ")
    elif (b>a) and (b>c):
        print("Negative ② ")
    else:
        print("Neutral ② ")

sentiment_score(x, y, z)
```

لذلك كانت معظم آراء المستخدمين محايدة، دعنا نلقي نظرة على إجمالي كل نتيجة عاطفية قبل التوصل إلى أي استنتاج:

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)
```

```
Positive: 417.81600000000003

Negative: 188.81200000000024

Neutral: 4142.3750000000055
```

مجموع الإيجابيات والسلبيات أقل بكثير من الحيادية، لذلك يمكننا القول إن مناقشة مستخدمي تويتر كانت حول الوعي بلقاح فايزر بدلاً من مشاركة فوائده أو عيوبه.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل آراء مستخدمي تويتر حول لقاح فايزر. في ختام تحليل المشاعر هذا، يمكنني القول فقط إن مناقشة مستخدمي تويتر كانت حول الوعي بلقاح فايزر بدلاً من مشاركة فوائده أو عيوبه. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل المشاعر تجاه لقاح فايزر باستخدام بايثون.

22) تحليل المشاعر تجاه متحور Omicron باستخدام بايثون Omicron Sentiment Analysis using Python

قبل أيام قليلة، صنفت منظمة الصحة العالمية نوعًا جديدًا من الفيروس التاجي (coronavirus)، B.1.1.529، كمتحور مثير للقلق أطلق عليه اسم Omicron. بعد ذلك مباشرة، رأينا انتشار التغريدات حول متحور Omicron على Twitter. لذا، إذا كنت تريد معرفة كيف يمكننا تحليل مشاعر التغريدات حول متحور Omicron، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل مشاعر Omicron باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر لمتحور Omicron باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل مشاعر Omicron من Kaggle، والتي تم جمعهافي البداية من Twitter عندما كان الأشخاص يشاركون آرائهم حول متحور Omicron. فلنبدأ مهمة تحليل المشاعر Omicron عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator

data = pd.read_csv("omicron.csv")
print(data.head())
```

```
user_name ... favorites is_retweet
0 1465693385088323591
                                                  0
                                  Abaris ...
1 1465693062999412746
                                  GFTs 🛭 ...
                                                          False
2 1465690116442279942 Herbie Finkle (Cozy) ...
                                                   1
                                                          False
3 1465689607165591552 Electrical Review ...
                                                          False
                        BingX Academy 🥕 ...
4 1465688203709464578
                                                           False
[5 rows x 16 columns]
```

مجموعة البيانات هذه كبيرة جداً، دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على أي قيم فارغة أم لا:

```
print(data.isnull().sum())
```

```
id
user_name
                      0
                 4438
user_location
user_description 1278
user_created
user_followers
user friends
user favourites
user_verified
date
text
                   4374
hashtags
                      0
source
retweets
favorites
is_retweet
dtype: int64
```

تحتوي مجموعة البيانات على قيم خالية في ثلاثة أعمدة تحتوي على بيانات نصية، وسأقوم بإزالة جميع الصفوف التي تحتوي على القيم الخالية:

```
data = data.dropna()
```

تحليل المشاعر لمتحور Omicron

يحتوي عمود النص (text column)في مجموعة البيانات على التغريدات التي قام بها الأشخاص لمشاركة آرائهم حول متحور Omicron .للمضي قدمًا، نحتاج إلى تنظيف هذا العمود وإعداده لمهمة تحليل المشاعر. إليك كيف يمكننا القيام بذلك:

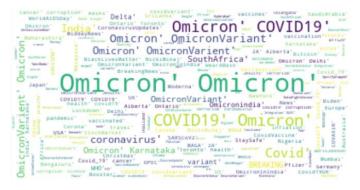
```
import nltk
import re
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
from nltk.corpus import stopwords
import string
stopword=set(stopwords.words('english'))
def clean(text):
 text = str(text).lower()
 text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
 text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
 text = re.sub('<.*?>+', '', text)
 text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
 text = re.sub('\n', '', text)
 text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
 text = [word for word in text.split(' ') if word not in
stopword]
 text=" ".join(text)
 text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
text=" ".join(text)
```

```
return text data["text"] = data["text"].apply(clean) نظرًا لأننا قمنا بتنظيف عمود النص، فلنلق الآن نظرة على سحابة الكلمات (word cloud) في عمود النص لنلقي نظرة على أكبر عدد من الكلمات التي يستخدمها الأشخاص في تغريداتهم:
```

```
text = " ".join(i for i in data.text)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```

دعنا الآن نلقي نظرة على سحابة الكلمات في عمود الوسوم (hashtags column) لإلقاء نظرة على معدد من علامات التصنيف التي يستخدمها الأشخاص في تغريداتهم:

```
text = " ".join(i for i in data.hashtags)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



الآن سأحسب درجات المشاعر للتغريدات حول متحور Omicron سأضيف هنا ثلاثة أعمدة أخرى في مجموعة البيانات هذه على أنها موجبة (Positive) وسلبية (Negative) ومحايدة أخرى في مجموعة البيانات هذه على أنها موجبة (sentiment scores) في عمود النص:

```
nltk.download('vader_lexicon')
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["text"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["text"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["text"]]
data = data[["text", "Positive", "Negative", "Neutral"]]
print(data.head())
```

```
text Positive Negative Neutral
0 skynew told id back omicron "odium medicum ins...
                                                                        0.840
                                                       0.16
                                                                 0.000
                                                                         1.000
                        someon told octob omicron
                                                        0.00
                                                                 0.000
3 autom system becom increas complex effort test...
                                                       0.00
                                                                 0.000
                                                                         1,000
5 digitaldisrupt emerg technolog stay privat inv...
                                                       0.00
                                                                 0.000
                                                                         1.000
7 fatigu head bodi ach occasion sore throat coug...
                                                        0.00
                                                                 0.172
                                                                         0.828
```

الآن دعونا نرى كيف كان رد فعل معظم الناس حول متحور Omicron :

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
   if (a>b) and (a>c):
     print("Positive ② ")
   elif (b>a) and (b>c):
     print("Negative ② ")
   else:
     print("Neutral ② ")
   sentiment_score(x, y, z)
```

```
Neutral 😉
```

لذلك كانت معظم الآراء محايدة، مما يعني أن الأشخاص كانوا يشاركون معلومات حول متغير Omicron بدلاً من مشاركة أي آراء إيجابية أو سلبية.

الملخص

إذن هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل مشاعر متحور Omicron لفيروس كورونا. إنه نوع جديد من الفيروسات التاجية التي تم تصنيفها على أنها البديل المثير للقلق من قبل منظمة الصحة العالمية. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل المشاعر Omicron باستخدام بايثون.

Water تحليل جودة المياه باستخدام بايثون Quality Analysis using python

يُعد الحصول على مياه الشرب المأمونة أحد الاحتياجات الأساسية لجميع البشر. من وجهة نظر قانونية، يعتبر الحصول على مياه الشرب أحد حقوق الإنسان الأساسية. تؤثر العديد من العوامل على جودة المياه (Water Quality)، كما أنها أحد مجالات البحث الرئيسية في التعلم الآلي. لذلك إذا كنت تريد معرفة كيفية إجراء تحليل جودة المياه (water quality analysis) باستخدام التعلم الآلي، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على تحليل جودة المياه باستخدام التعلم الآلي باستخدام بايثون.

تحليل جودة المياه

يُعد تحليل جودة المياه أحد المجالات الرئيسية للبحث في التعلم الآلي. يُعرف أيضًا باسم تحليل قابلية المياه للشرب (water potability analysis) لأن مهمتنا هنا هي فهم جميع العوامل التي تؤثر على قابلية المياه للشرب وتدريب نموذج التعلم الآلي الذي يمكنه تصنيف ما إذا كانت عينة مياه معينة آمنة أو غير صالحة للاستهلاك.

بالنسبة لمهمة تحليل جودة المياه، سأستخدم مجموعة بيانات Kaggle التي تحتوي على بيانات حول جميع العوامل الرئيسية التي تؤثر على قابلية المياه للشرب. جميع العوامل الرئيسية التي تؤثر على جودة المياه مهمة للغاية، لذلك نحتاج إلى استكشاف كل ميزة من ميزات مجموعة البيانات هذه بإيجاز قبل تدريب نموذج التعلم الآلي للتنبؤ بما إذا كانت عينة المياه آمنة أو غير مناسبة للاستهلاك. يمكنك تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل جودة المياه من هنا.

تحليل جودة المياه باستخدام لغة بايثون

سأبدأ مهمة تحليل جودة المياه عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import seaborn as sns
import numpy as np

data = pd.read_csv("water_potability.csv")
data.head()

ph Hardness Solids Chloramines Sulfate Conductivity Organic_carbon Trihalomethanes Turbidity Potability
```

	ph	Hardness	Solids	Chloramines	Sulfate	Conductivity	Organic_carbon	Trihalomethanes	Turbidity	Potability
0	NaN	204.890455	20791.318981	7.300212	368.516441	564.308654	10.379783	86.990970	2.963135	0
1	3.716080	129.422921	18630.057858	6.635246	NaN	592.885359	15.180013	56.329076	4.500656	0
2	8.099124	224.236259	19909.541732	9.275884	NaN	418.606213	16.868637	66.420093	3.055934	0
3	8.316766	214.373394	22018.417441	8.059332	356.886136	363.266516	18.436524	100.341674	4.628771	0
4	9.092223	181.101509	17978.986339	6.546600	310.135738	398.410813	11.558279	31.997993	4.075075	0

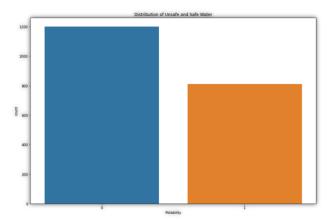
يمكنني رؤية القيم الخالية في المعاينة الأولى لمجموعة البيانات هذه نفسها، لذلك قبل المضي قدمًا، دعنا نزيل جميع الصفوف التي تحتوي على قيم فارغة:

```
data = data.dropna()
data.isnull().sum()
```

```
ph 0
Hardness 0
Solids 0
Chloramines 0
Sulfate 0
Conductivity 0
Organic_carbon 0
Trihalomethanes 0
Turbidity 0
Potability 0
dtype: int64
```

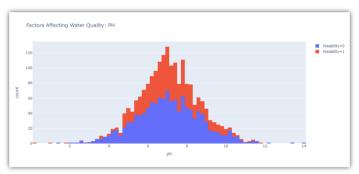
عمود القابلية للشرب (Potability column) لمجموعة البيانات هذه هو العمود الذي نحتاج إلى توقعه لأنه يحتوي على القيمتين 0 و 1 التي تشير إلى ما إذا كانت المياه صالحة للشرب (1) أو غير صالحة (0) للشرب. لذلك دعونا نرى توزيع 0 و 1 في عمود "Potability":

```
plt.figure(figsize=(15, 10))
sns.countplot(data.Potability)
plt.title("Distribution of Unsafe and Safe Water")
plt.show()
```

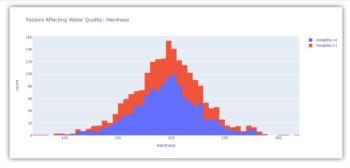


لذلك هذا شيء يجب أن تلاحظه أن مجموعة البيانات هذه غير متوازنة (not balanced) لأن عينات الأصفار أكثر من 1 ثانية.

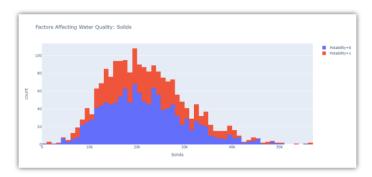
كما ذكرنا أعلاه، لا توجد عوامل لا يمكننا تجاهلها والتي تؤثر على جودة المياه، لذلك دعونا نستكشف جميع الأعمدة واحدة تلو الأخرى. لنبدأ بإلقاء نظرة على عمود الاس الهيدروجيني (ph column):



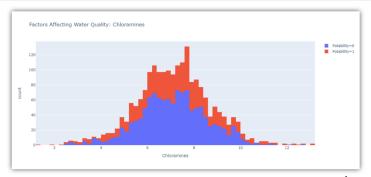
يمثل عمود الأس الهيدروجيني قيمة الأس الهيدروجيني للماء وهو عامل مهم في تقييم التوازن الحمضي القاعدي للماء. يجب أن تكون قيمة الرقم الهيدروجيني لمياه الشرب بين 6.5 و8.5 دعونا الآن نلقى نظرة على العامل الثانى الذي يؤثر على جودة المياه في مجموعة البيانات:



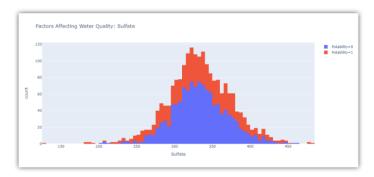
يوضح الشكل أعلاه توزيع عسرة hardness الماءفي مجموعة البيانات. تعتمد عسرة الماء عادة على مصدره، لكن الماء الذي تصل قوته إلى 120_200 ملليغرام صالح للشرب. دعنا الآن نلقي نظرة على العامل التالى الذي يؤثر على جودة المياه:



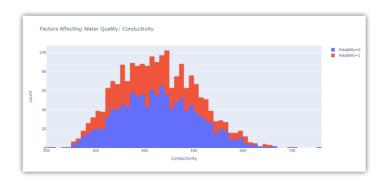
يمثل الشكل أعلاه توزيع إجمالي المواد الصلبة الذائبة في الماء في مجموعة البيانات. تسمى جميع المعادن العضوية وغير العضوية الموجودة في الماء بالمواد الصلبة الذائبة. الماء الذي يحتوي على عدد كبير جدًا من المواد الصلبة الذائبة شديد التمعدن. دعنا الآن نلقي نظرة على العامل التالي الذي يؤثر على جودة المياه:



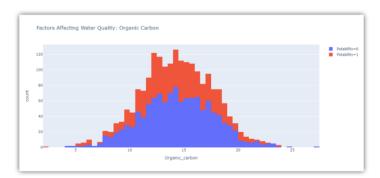
يمثل الشكل أعلاه توزيع الكلورامين (chloramine)في الماءفي مجموعة البيانات. الكلورامين والكلور من المطهرات المستخدمةفي أنظمة المياه العامة. دعنا الآن نلقي نظرة على العامل التالي الذي يؤثر على جودة المياه:



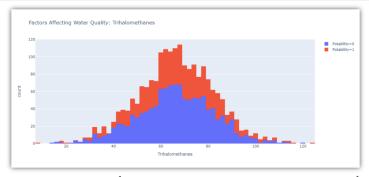
يوضح الشكل أعلاه توزيع الكبريتات (sulfate)في الماءفي مجموعة البيانات. إنها مواد موجودة بشكل طبيعي في المعادن والتربة والصخور. الماء الذي يحتوي على أقل من 500 ملليغرام من الكبريتات آمن للشرب. الآن دعونا نرى العامل التالي:



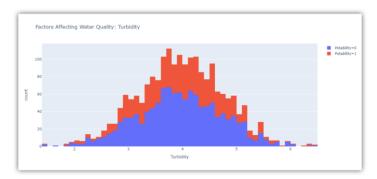
يمثل الشكل أعلاه توزيع موصلية المياه (water conductivity) في مجموعة البيانات. الماء موصل جيد للكهرباء، لكن أنقى أشكال الماء ليس موصلًا جيدًا للكهرباء. المياه ذات التوصيل الكهربائي أقل من 500 صالحة للشرب. الآن دعونا نرى العامل التالي:



يمثل الشكل أعلاه توزيع الكربون العضوي (organic carbon) في الماء في مجموعة البيانات. يأتي الكربون العضوي من انهيار المواد العضوية الطبيعية والمصادر الاصطناعية. تعتبر المياه التي تحتوي على أقل من 25 ملليجرام من الكربون العضوي آمنة للشرب. دعنا الآن نلقي نظرة على العامل التالى الذي يؤثر على جودة مياه الشرب:



يمثل الشكل أعلاه توزيع ثلاثي الميثان (trihalomethanes) أو (THM) في الماء في مجموعة البيانات. THMs هي مواد كيميائية موجودة في المياه المعالجة بالكلور. تعتبر المياه التي تحتوي على أقل من 80 ملليجرام من THMs آمنة للشرب. دعنا الآن نلقي نظرة على العامل التالي في مجموعة البيانات الذي يؤثر على جودة مياه الشرب:



يمثل الشكل أعلاه توزيع العكارة (turbidity) في الماء. تعتمد عكارة الماء على عدد المواد الصلبة الموجودة في المعلق. تعتبر المياه ذات العكارة أقل من 5 ملليغرام صالحة للشرب.

نموذج التنبؤ بجودة المياه باستخدام لغة بايثون

في القسم أعلاه، استكشفنا جميع الميزات التي تؤثر على جودة المياه. الآن، الخطوة التالية هي تدريب نموذج التعلم الآلي لمهمة تحليل جودة المياه باستخدام بايثون. لهذه المهمة، سأستخدم مكتبة PyCaret في بايثون. إذا لم تكن قد استخدمت هذه المكتبة من قبل، فيمكنك تثبيتها بسهولة على نظامك باستخدام الأمر pip:

```
pip install pycaret والمعنوب install pycaret والمعنوب الآلي، دعنا نلقي نظرة على الارتباط (correlation) بين جميع قبل تدريب نموذج التعلم الآلي، دعنا نلقي نظرة على الارتباط (Potability column) في مجموعة البيانات:
```

```
correlation = data.corr()
correlation["ph"].sort_values(ascending=False)
```

```
1.000000
ph
Hardness
                  0.108948
                  0.028375
Organic_carbon
Trihalomethanes 0.018278
Potability
                  0.014530
Conductivity
                  0.014128
                  0.010524
Chloramines
                 -0.024768
Turbidity
                 -0.035849
Solids
                 -0.087615
Name: ph, dtype: float64
```

الآن فيما يلي كيف يمكنك معرفة أي خوارزمية تعلم الآلة هي الأفضل لمجموعة البيانات هذه باستخدام مكتبة PyCaret في بايثون:

```
from pycaret.classification import*
clf = setup(data, target = "Potability", silent = True,
session_id = 786)
compare_models()
```

		Model	Accuracy	AUC	Recall	Prec.	F1	Карра	MCC	TT (Sec)
	rf	Random Forest Classifier	0.6830	0.7005	0.4197	0.6744	0.5133	0.2976	0.3182	0.724
q	da	Quadratic Discriminant Analysis	0.6823	0.7192	0.3985	0.6883	0.5013	0.2917	0.3174	0.022
•	et	Extra Trees Classifier	0.6816	0.6941	0.3861	0.6858	0.4916	0.2863	0.3123	0.557
ligh	tgbm	Light Gradient Boosting Machine	0.6652	0.6916	0.4762	0.6078	0.5324	0.2781	0.2840	0.172
g	bc	Gradient Boosting Classifier	0.6602	0.6738	0.3718	0.6306	0.4667	0.2419	0.2603	0.339
r	nb	Naive Bayes	0.6184	0.6078	0.2478	0.5545	0.3412	0.1261	0.1462	0.019
(dt	Decision Tree Classifier	0.6034	0.5895	0.5186	0.5049	0.5097	0.1775	0.1784	0.027
	lr	Logistic Regression	0.5984	0.5199	0.0071	0.1900	0.0134	0.0028	0.0127	0.355
ric	dge	Ridge Classifier	0.5984	0.0000	0.0089	0.1583	0.0168	0.0035	0.0056	0.021
le	da	Linear Discriminant Analysis	0.5977	0.4903	0.0089	0.1500	0.0167	0.0021	0.0024	0.022
a	da	Ada Boost Classifier	0.5956	0.5671	0.2919	0.4896	0.3644	0.0972	0.1034	0.173
k	nn	K Neighbors Classifier	0.5743	0.5423	0.3644	0.4642	0.4070	0.0826	0.0846	0.121
s	vm	SVM - Linear Kernel	0.5194	0.0000	0.3982	0.1604	0.2287	-0.0014	-0.0104	0.027

وفقًا للنتيجة أعلاه، فإن خوارزمية الغابة العشوائية (random forrest(rfهي الأفضل لتدريب نموذج التعلم الآلي لمهمة تحليل جودة المياه. لذلك دعونا ندرب النموذج ونفحص تنبؤاته:

```
model = create_model("rf")
predict = predict_model(model, data=data)
predict.head()
```

	ph	Hardness	Solids	Chloramines	Sulfate	Conductivity	Organic_carbon	Trihalomethanes	Turbidity	Potability	Label	Score
3	8.316766	214.373394	22018.417441	8.059332	356.886136	363.266516	18.436524	100.341674	4.628771	0	0	0.87
4	9.092223	181.101509	17978.986339	6.546600	310.135738	398.410813	11.558279	31.997993	4.075075	0	0	0.9
5	5.584087	188.313324	28748.687739	7.544869	326.678363	280.467916	8.399735	54.917862	2.559708	0	0	0.83
6	10.223862	248.071735	28749.716544	7.513408	393.663396	283.651634	13.789695	84.603556	2.672989	0	0	0.89
7	8.635849	203.361523	13672.091764	4.563009	303.309771	474.607645	12.363817	62.798309	4.401425	0	0	0.94

النتائج المذكورة أعلاه تبدو مرضية. آمل أن تكون قد أحببت مشروع التعلم الآلي هذا حول تحليل جودة المياه باستخدام بايثون.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل جودة المياه وتدريب نموذج التعلم الآلي لتصنيف المياه الآمنة وغير الآمنة للشرب. يُعد الحصول على مياه الشرب المأمونة أحد الاحتياجات الأساسية لجميع البشر. من وجهة نظر قانونية، يعتبر الحصول على مياه الشرب أحد حقوق الإنسان الأساسية. تؤثر العديد من العوامل على جودة المياه، كما أنها أحد مجالات البحث الرئيسية في التعلم الآلي.

24) تحلیل المشاعر علی Twitter باستخدام بایثون Twitter Sentiment Analysis using Python

Twitter هو أحد منصات التواصل الاجتماعي حيث يتمتع الأشخاص بحرية مشاركة آرائهم حول أي موضوع. نرى أحيانًا مناقشة قوية على Twitter حول رأي شخص ما تؤدي أحيانًا إلى مجموعة من التغريدات السلبية. مع وضع ذلك في الاعتبار، إذا كنت تريد معرفة كيفية إجراء تحليل المشاعر (sentiment analysis) على Twitter، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل المشاعر على Twitter باستخدام بايثون.

Twitter ربح المشاعر على المشاعر على

تحليل المشاعر مهمة معالجة اللغة الطبيعية (natural language processing). يجب على جميع منصات وسائل التواصل الاجتماعي مراقبة مشاعر المشاركين في المناقشة. نرى في الغالب آراء سلبية على تويتر عندما تكون المناقشة سياسية. لذلك، يجب أن تستمر كل منصة في تحليل المشاعر للعثور على نوع الأشخاص الذين ينشرون الكراهية والسلبية على نظامهم الأساسي.

بالنسبة لمهمة تحليل المشاعر على Twitter، قمت بجمع مجموعة بيانات من Kaggle تحتوي على تغريدات حول مناقشة طويلة داخل مجموعة من المستخدمين. مهمتنا هنا هي تحديد عدد التغريدات السلبية والإيجابية حتى نتمكن من إعطاء نتيجة. لذلك، في القسم أدناه، سأقدم لك مهمة تحليل المشاعر على Twitter باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر على Twitter باستخدام بايثون

لنبدأ مهمة تحليل المشاعر على Twitter من خلال استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.feature_extraction.text import CountVectorizer
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
import re
import nltk
import nltk
data =
pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/amankharwal/Web
site-data/master/twitter.csv")
print(data.head())
```

يحتوي عمود التغريدة (tweet column) في مجموعة البيانات أعلاه على التغريدات التي نحتاج إلى استخدامها لتحليل مشاعر المشاركين في المناقشة. ولكن للمضي قدمًا، يتعين علينا تنظيف الكثير من الأخطاء والرموز الخاصة الأخرى لأن هذه التغريدات تحتوي على الكثير من الأخطاء اللغوية. إذن إليك كيف يمكننا تنظيف عمود التغريدة:

```
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
from nltk.corpus import stopwords
import string
stopword=set(stopwords.words('english'))
def clean(text):
    text = str(text).lower()
    text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
    text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
    text = re.sub('<.*?>+', '', text)
    text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
text)
    text = re.sub('\n', '', text)
    text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
    text = [word for word in text.split(' ') if word not in
    text=" ".join(text)
    text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
    text=" ".join(text)
    return text
data["tweet"] = data["tweet"].apply(clean)
الآن، الخطوة التالية هي حساب درجات المشاعر (sentiment scores) لهذه التغريدات
```

from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
nltk.download('vader_lexicon')
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["tweet"]]

وتعيين تسمية للتغريدات على أنها إيجابية (Posetive) أو سلبية (Negative) أو محايدة

(Neutral). إلىك كيفية حساب درجات المشاعر في التغريدات:

```
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["tweet"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["tweet"]]
```

الآن سأختار فقط الأعمدة من هذه البيانات التي نحتاجها لبقية مهمة تحليل المشاعر على Twitter:

```
tweet Positive Negative \
0 rt mayasolov woman shouldnt complain clean ho... 0.147 0.157
1 rt boy dat coldtyga dwn bad cuffin dat hoe ... 0.000 0.280
2 rt urkindofbrand dawg rt ever fuck bitch sta... 0.000 0.577
3 rt cganderson vivabas look like tranni 0.333 0.000
4 rt shenikarobert shit hear might true might f... 0.154 0.407

Neutral
0 0.696
1 0.720
2 0.423
3 0.667
4 0.440
```

دعنا الآن نلقى نظرة على التصنيف الأكثر شيوعًا المخصص للتغريدات وفقًا لدرجات المشاعر:

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
    if (a>b) and (a>c):
        print("Positive ② ")
    elif (b>a) and (b>c):
        print("Negative ② ")
    else:
        print("Neutral ③ ")
sentiment_score(x, y, z)
```

```
Neutral @
```

لذا فإن معظم التغريدات محايدة (neutral)، ما يعني أنها ليست إيجابية ولا سلبية. الآن دعنا نلقى نظرة على إجمالي درجات المشاعر:

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)
```

```
Positive: 2880.086000000009

Negative: 7201.020999999922

Neutral: 14696.887999999733
```

مجموع التغريدات المحايدة أعلى بكثير من السلبية والإيجابية، لكن من بين جميع التغريدات السلبية أكبر من التغريدات الإيجابية، لذلك يمكننا القول إن معظم الآراء سلبية.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها أداء مهمة تحليل المشاعر على Twitter باستخدام لغة برمجة بايثون. تحليل المشاعر مهمة معالجة اللغة الطبيعية. تحتاج جميع منصات وسائل التواصل الاجتماعي إلى التحقق من مشاعر الأشخاص المشاركين في المناقشة. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال على تحليل المشاعر على Twitter باستخدام بايثون.

25) تحليل مشاعر لعبة الحبار باستخدام بايثون Squid تحليل مشاعر (25) Game Sentiment Analysis using Python

تعد لعبة الحبار (squid game) حاليًا واحدة من أكثر العروض شيوعًا على Netflix. من الشائع جدًا أن الأشخاص الذين لم يشاهدوا أي سلسلة ويب من قبل يشاهدونها أيضًا. أحد أسباب ذلك هو آراء وآراء المشاهدين على وسائل التواصل الاجتماعي. لذلك إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل مشاعر الناس حول لعبة الحبار، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف آخذك خلال مهمة تحليل مشاعر لعبة الحبار باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر لعبة الحبار باستخدام بايثون

يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل مشاعر لعبة الحبار من Kaggle، والتي تم جمعها في البداية من Twitter بينماكان الأشخاص يشاركون بنشاط آرائهم حول لعبة الحبار. لنبدأ مهمة تحليل مشاعر لعبة الحبار عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator

data = pd.read_csv("squid_game.csv")
print(data.head())
```

```
user_name user_location ...
                                                        source is retweet
                               NaN ... Twitter for Android
0 the _ûndër-ratèd niggáh 🕮
1 Best uncle on planet earth
                                   NaN ... Twitter for Android
                                                                   False
                                   NaN ...
                   marcie
                                               Twitter Web App
                                                                   False
                  YoMo.Mdp Any pronouns ...
                                               Twitter Web App
                                                                   False
            Laura Reactions
                                              Twitter Web App
                                                                   False
                                France ...
[5 rows x 12 columns]
```

في الانطباعات الأولى لمجموعة البيانات هذه، لاحظت قيمًا خالية في عمود (user_location) يبدو أنها لا تؤثر على مهمة تحليل المشاعر. لذلك سوف أسقط هذا العمود:

```
data = data.drop(columns="user_location", axis=1) دعنا الآن نلقي نظرة على ما إذا كانت الأعمدة الأخرى تحتوي على أي قيم فارغة أم لا:
```

```
print(data.isnull().sum())
```

```
user_name 4
user_description 5211
user_created 0
user_followers 0
user_friends 0
user_favourites 0
user_tavourites 0
date 0
text 0
source 0
is_retweet 0
dtype: int64
```

يحتوي عمود (user_description) أيضًا على قيم خالية، والتي لن تؤثر أيضًا على مهمة تحليل المشاعر. لذلك سأحذف هذا العمود أيضًا:

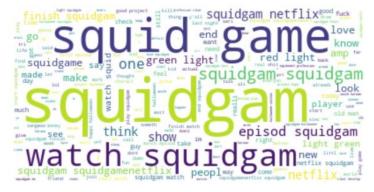
```
data = data.drop(columns="user_description", axis=1)
data = data.dropna)
```

يحتوي عمود النص (text) في مجموعة البيانات على آراء مستخدمي تويتر حول لعبة الحبار، فهذه آراء لوسائل التواصل الاجتماعي، لذا يجب تحضير هذا العمود قبل أي تحليل. لذلك دعونا نجهز هذا العمود لمهمة تحليل المشاعر:

```
import nltk
import re
nltk.download('stopwords')
stemmer = nltk.SnowballStemmer("english")
from nltk.corpus import stopwords
import string
stopword=set(stopwords.words('english'))
def clean(text):
   text = str(text).lower()
   text = re.sub('\[.*?\]', '', text)
    text = re.sub('https?://\S+|www\.\S+', '', text)
    text = re.sub('<.*?>+', '', text)
    text = re.sub('[%s]' % re.escape(string.punctuation), '',
text)
    text = re.sub('\n', '', text)
    text = re.sub('\w*\d\w*', '', text)
   text = [word for word in text.split(' ') if word not in
stopword]
    text=" ".join(text)
    text = [stemmer.stem(word) for word in text.split(' ')]
    text=" ".join(text)
    return text
data["text"] = data["text"].apply(clean)
```

دعنا الآن نلقي نظرة على الكلمات الأكثر استخدامًا في آراء لعبة الحبار باستخدام سحابة الكلمات (word cloud). سحابة الكلمات هي أداة تصوير البيانات تعرض الكلمات الأكثر استخدامًا بحجم أكبر. إليك كيفية تصوير سحابة الكلمات في عمود النص:

```
text = " ".join(i for i in data.text)
stopwords = set(STOPWORDS)
wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
plt.figure( figsize=(15,10))
plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
plt.axis("off")
plt.show()
```



الآن دعنا ننتقل إلى مهمة تحليل المشاعرفي لعبة الحبار. سأضيف هنا ثلاثة أعمدة أخرى في مجموعة البيانات هذه على أنها موجبة (Positive) وسلبية (Negative) ومحايدة (Neutral) من خلال حساب درجات المشاعر (sentiment scores) في عمود النص:

```
nltk.download('vader_lexicon')
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["text"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["text"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["text"]]
data = data[["text", "Positive", "Negative", "Neutral"]]
print(data.head())
```

```
text Positive Negative Neutral
0 life hit time poverti strike yougong yoo let ... 0.173 0.108
                  marbl episod squidgam ruin 🔞 🔞 🔞 0.000
                                                            0.487 0.513
                                                 0.000
                                                          0.000
                                                                  1.000
                                  squidgam time
3 blood slideim join squidgam thing im alreadi ...
                                                 0.142
                                                          0.277
                                                                  0.581
4 two first game player kill mask guy bloodi ni...
                                                        0.461
                                                0.000
                                                                  0.539
```

دعنا الآن نحسب كيف يفكر معظم الناس في لعبة الحبار:

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
    if (a>b) and (a>c):
        print("Positive 😌 ")
```

```
Neutral 🙂
```

لذا فإن معظم آراء المستخدمين حيادية، فلنلقِ الآن نظرة على إجمالي كل درجة المشاعر قبل التوصل إلى أي استنتاج:

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)

Positive: 10604.5589999976
Negative: 5171.33400000031
Neutral: 64233.11800000302
```

إجمالي السلبيات أقل بكثير من الإيجابية، لذلك يمكننا القول إن معظم الآراء حول لعبة الحبار إيجابية.

الملخص

تعد لعبة الحبار حاليًا واحدة من أكثر العروض شيوعًا على Netflix. أحد أسباب ذلك هو آراء وآراء المشاهدين على وسائل التواصل الاجتماعي. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل المشاعرفي لعبة الحبار باستخدام بايثون.

Movie تحليل تصنيف الفيلم باستخدام بايثون (26) Rating Analysis using Python

نشاهد جميعًا الأفلام للترفيه، والبعض منا لا يقيمها أبدًا، بينما يقوم بعض المشاهدين دائمًا بتقييم كل فيلم يشاهدونه. يساعد هذا النوع من المشاهدين في تصنيف الأفلام للأشخاص الذين يراجعون مراجعات الفيلم قبل مشاهدة أي فيلم للتأكد من أنهم على وشك مشاهدة فيلم جيد. لذلك، إذا كنت جديدًا في علم البيانات وترغب في معرفة كيفية تحليل تقييمات الأفلام باستخدام لغة برمجة بايثون، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل تصنيف الأفلام (Movie Rating Analysis) باستخدام بايثون.

تحليل تصنيف الفيلم باستخدام بايثون

يساعد تحليل التصنيف الذي قدمه مشاهدو الفيلم العديد من الأشخاص في تحديد ما إذا كانوا سيشاهدون هذا الفيلم أم لا. لذلك، بالنسبة لمهمة تحليل تصنيف الفيلم، تحتاج أولاً إلى مجموعة بيانات تحتوي على بيانات حول التصنيفات التي قدمها كل عارض. لهذه المهمة، قمت بجمع مجموعة بيانات من Kaggle تحتوى على ملفين:

- 1. يحتوي ملف واحد على بيانات حول معرف الفيلم (movie Id) وعنوانه (title) وونوعه (genre).
- 2. ويحتوي الملف الآخر على معرف المستخدم (user id) ومعرف الفيلم (catings) والتقييمات (ratings) التي قدمها المستخدم والطابع الزمني للتصنيفات.

يمكنك تنزيل مجموعتي البيانات هاتين من هنا.

لنبدأ الآن بمهمة تحليل تصنيف الأفلام عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعات البيانات الضرورية:

```
import numpy as np
import pandas as pd
movies = pd.read_csv("movies.dat", delimiter='::')
print(movies.head())
```

```
0 10 La sortie des usines Lumière (1895) Documentary|Short
1 12 The Arrival of a Train (1896) Documentary|Short
2 25 The Oxford and Cambridge University Boat Race ... NaN
3 91 Le manoir du diable (1896) Short|Horror
4 131 Une nuit terrible (1896) Short|Comedy|Horror
```

في الكود أعلاه، قمت فقط باستيراد مجموعة بيانات الأفلام التي لا تحتوي على أي أسماء أعمدة، لذلك دعونا نحدد أسماء الأعمدة:

```
movies.columns = ["ID", "Title", "Genre"]
print(movies.head())
```

```
ID Title Genre

0 10 La sortie des usines Lumière (1895) Documentary|Short

1 12 The Arrival of a Train (1896) Documentary|Short

2 25 The Oxford and Cambridge University Boat Race ... NaN

3 91 Le manoir du diable (1896) Short|Horror

4 131 Une nuit terrible (1896) Short|Comedy|Horror
```

الآن دعنا نستورد مجموعة بيانات التصنيفات (ratings dataset):

```
ratings = pd.read_csv("ratings.dat", delimiter='::')
print(ratings.head())
```

```
1 0114508 8 1381006850

0 2 499549 9 1376753198

1 2 1305591 8 1376742507

2 2 1428538 1 1371307089

3 3 75314 1 1595468524

4 3 102926 9 1590148016
```

لا تحتوي مجموعة بيانات التصنيف أيضًا على أي أسماء أعمدة، لذلك دعونا نحدد أسماء الأعمدة لهذه البيانات أيضًا:

```
ratings.columns = ["User", "ID", "Ratings", "Timestamp"]
print(ratings.head())
```

```
User ID Ratings Timestamp
0 2 499549 9 1376753198
1 2 1305591 8 1376742507
2 2 1428538 1 1371307089
3 3 75314 1 1595468524
4 3 102926 9 1590148016
```

سأقوم الآن بدمج مجموعتي البيانات هاتين في واحدة، تحتوي مجموعتي البيانات هاتين على عمود مشترك كمعرف، والذي يحتوي على معرف الفيلم (movie ID)، لذلك يمكننا استخدام هذا العمود كعمود مشترك لدمج مجموعتي البيانات:

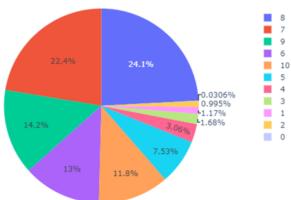
```
data = pd.merge(movies, ratings, on=["ID", "ID"])
print(data.head())
```

```
Title ... Ratings Timestamp
0 10 La sortie des usines Lumière (1895) ... 10 1412878553
1 12 The Arrival of a Train (1896) ... 10 1439248579
2 25 The Oxford and Cambridge University Boat Race ... 8 1488189899
3 91 Le manoir du diable (1896) ... 6 1385233195
4 91 Le manoir du diable (1896) ... 5 1532347349

[5 rows x 6 columns]
```

نظرًا لأنها مهمة على مستوى المبتدئين، سأقوم أولاً بإلقاء نظرة على توزيع تصنيفات جميع الأفلام التي قدمها المشاهدون:

```
ratings = data["Ratings"].value_counts()
numbers = ratings.index
quantity = ratings.values
import plotly.express as px
fig = px.pie(data, values=quantity, names=numbers)
fig.show()
```



لذلك، وفقًا لمخطط الدائرة المجزأة (pie chart) أعلاه، تم تصنيف معظم الأفلام 8 من قبل المستخدمين. من الشكل أعلاه، يمكن القول إن معظم الأفلام تم تصنيفها بشكل إيجابي.

نظرًا لأن الرقم 10 هو أعلى تصنيف يمكن للمشاهد تقديمه، فلنلقِ نظرة على أفضل 10 أفلام حصلت على 10 تقييمات من قبل المشاهدين:

```
data2 = data.query("Ratings == 10")
print(data2["Title"].value_counts().head(10))
```

```
Joker (2019)
                                    1479
Interstellar (2014)
                                    1382
1917 (2019)
Avengers: Endgame (2019)
                                     808
                                     699
The Shawshank Redemption (1994)
Gravity (2013)
                                     653
                                    581
The Wolf of Wall Street (2013)
Hacksaw Ridge (2016)
                                     570
Avengers: Infinity War (2018)
                                     534
La La Land (2016)
Name: Title, dtype: int64
```

لذلك، وفقًا لمجموعة البيانات هذه، حصل (Joker2019) على أعلى عدد 10 تقييمات من المشاهدين. هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل تقييمات الأفلام باستخدام بايثون كمبتدئ في علم البيانات.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها إجراء تحليل تصنيف الفيلم باستخدام لغة برمجة بايثون كمبتدئ في علوم البيانات. يساعد تحليل التصنيفات التي قدمها مشاهدو الفيلم العديد من الأشخاص في تحديد ما إذا كانوا سيشاهدون هذا الفيلم أم لا. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل تصنيف الأفلام باستخدام بايثون.

Billionaires تحليل المليارديرات مع بايثون (27 Analysis with Python

يقول عدد المليارديرات (Billionaires) في بلد ما الكثير عن بيئة الأعمال ومعدل نجاح بدء التشغيل والعديد من الميزات الاقتصادية الأخرى للبلد. لذلك إذا كنت تريد معرفة المزيد حول كيفية إيجاد علاقات بين المليارديرات حول العالم، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل المليارديرات باستخدام بايثون.

تحليل المليار ديرات مع بايثون

مجموعة البيانات التي أستخدمها لتحليل البيانات حول المليارديرات حول العالم برعاية مجلة Forbes ويتم تنزيلها من Kaggle. تحتوي مجموعة البيانات على معلومات حول المليارديرات العالميين في عام 2021، بما في ذلك:

- 1. الأسماء (Names).
- 2. صافى القيمة (Net Worth).
 - 3. الدولة (Country).
 - 4. المصدر (Source).
 - 5. المرتبة (Rank).
 - 6. العمر (Age).
 - 7. الصناعة (Industry).

فلنبدأ بمهمة تحليل المليارديرات عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

data =
pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/amankharwal/Web
site-data/master/Billionaire.csv")
print(data.head())
```

```
Name NetWorth
                                        Country
                                                       Source Rank Age
                                                                                  Industry
0
               Jeff Bezos $177 B United States
                                                       Amazon 1 57.0
                                                                                Technology
                          $151 B United States Tesla, SpaceX
$150 B France LVMH
                                                                 2 49.0 Automotive
3 72.0 Fashion & Retail
                Elon Musk
2 Bernard Arnault & family
              Bill Gates $124 B United States
                                                               4 65.0 Technology
                                                   Microsoft
                                                    Facebook 5 36.0
          Mark Zuckerberg $97 B United States
                                                                               Technology
```

قبل المضى قدمًا، دعنا نرى ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على قيم مفقودة أم لا:

```
print(data.isnull().sum())

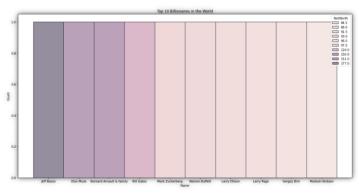
Name 0
NetWorth 0
Country 0
Source 0
Rank 0
Age 79
Industry 0
dtype: int64
```

إذن، تحتوي مجموعة البيانات هذه على 79 قيمة مفقودة في عمود العمر (Age column)، فلنزيل هذه الصفوف:

```
data = data.dropna()
يحتوي عمود صافي الثروة (NetWorth) في مجموعة البيانات هذه على علامة $في بداية صافي 
ثروة المليارديرات و Bفي النهاية. لذلك نحتاج إلى إزالة هذه العلامات وتحويل عمود صافي الثروة 
إلى قيمة عائمة (float):
```

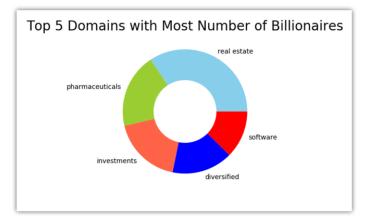
```
data["NetWorth"] = data["NetWorth"].str.strip("$")
data["NetWorth"] = data["NetWorth"].str.strip("B")
data["NetWorth"] = data["NetWorth"].astype(float)
دعنا الآن نلقى نظرة على أفضل 10 مليارديرات وفقًا لصافى الثروة:
```

```
df = data.sort_values(by = ["NetWorth"],
ascending=False).head(10)
plt.figure(figsize=(20, 10))
sns.histplot(x="Name", hue="NetWorth", data=df)
plt.show()
```



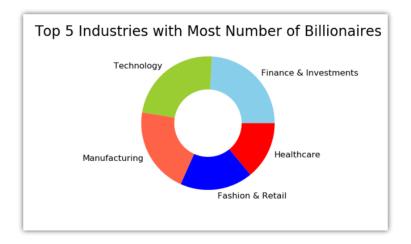
دعنا الآن نلقى نظرة على أهم 5 نطاقات (domains) تضم أكبر عدد من أصحاب المليارات:

```
a = data["Source"].value_counts().head()
index = a.index
sources = a.values
custom_colors = ["skyblue", "yellowgreen", 'tomato', "blue",
"red"]
plt.figure(figsize=(5, 5))
plt.pie(sources, labels=index, colors=custom_colors)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Top 5 Domains to Become a Billionaire",
fontsize=20)
plt.show()
```



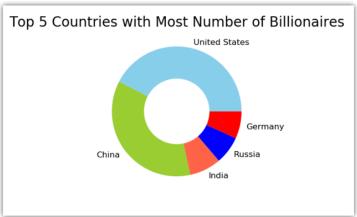
دعنا الآن نلقي نظرة على أفضل 5 صناعات (industries) تضم أكبر عدد من أصحاب الملارات:

```
a = data["Industry"].value_counts().head()
index = a.index
industries = a.values
custom_colors = ["skyblue", "yellowgreen", 'tomato', "blue",
"red"]
plt.figure(figsize=(5, 5))
plt.pie(industries, labels=index, colors=custom_colors)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Top 5 Industries with Most Number of Billionaires",
fontsize=20)
plt.show()
```



دعنا الآن نلقى نظرة على أفضل 5 دول (Countries) بها أكبر عدد من أصحاب المليارات:

```
a = data["Country"].value_counts().head()
index = a.index
Countries = a.values
custom_colors = ["skyblue", "yellowgreen", 'tomato', "blue",
    "red"]
plt.figure(figsize=(5, 5))
plt.pie(Countries, labels=index, colors=custom_colors)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Top 5 Countries with Most Number of Billionaires",
fontsize=20)
plt.show()
```



يوضح التصوير أعلاه أن الولايات المتحدة والصين هما البلدان التي يصبح معظم الناس من أصحاب المليارات. وهذا يعني أن بيئة الأعمال ومعدل نجاح بدء التشغيل جيد حقًافي الولايات المتحدة والصين مقارنة ببقية العالم.

الملخص

إذن هذه هي الطريقة التي يمكنك بها العثور على أنماط بين المليارديرات حول العالم لتحليل بيئة الأعمال في البلدان. يعتمد نجاح أي شركة أو شركة ناشئة كثيرًا على بيئة الأعمال في بلد ما. في نهاية تحليل المليارديرات العالميين، وجدت أن الصين والولايات المتحدة هما الدولتان اللتان لديهما أكبر عدد من المليارديرات، الأمر الذي يخلص إلى أن بيئة الأعمال ومعدل نجاح شركة ناشئة أفضل بكثير في الولايات المتحدة والصين مقارنة بالبقية. من العالم. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال عن تحليل المليارديرات باستخدام بايثون.

Unemployment تحليل البطالة مع بايثون Analysis with Python

تُقاس البطالة (Unemployment) من خلال معدل البطالة (Unemployment) وهو عدد الأشخاص العاطلين عن العمل كنسبة مئوية من إجمالي القوى العاملة. لقد رأينا زيادة حادة في معدل البطالة خلال Covid-19، لذا فإن تحليل معدل البطالة يمكن أن يكون مشروعًا جيدًا لعلم البيانات. في هذا المقالة، سوف أخوضك في مهمة تحليل البطالة مع بايثون.

تحليل البطالة مع بايثون

يتم احتساب معدل البطالة على أساس منطقة معينة، لذلك لتحليل البطالة سأستخدم مجموعة بيانات البطالة في الهند. تحتوي مجموعة البيانات التي أستخدمها هنا على بيانات حول معدل البطالة في الهند خلال Covid-19. فلنبدأ مهمة تحليل البطالة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة السانات الضرورية:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
import plotly.express as px

data =
pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/amankharwal/Web
site-data/master/unemployment.csv")
print(data.head())
```

```
Region
                    Date Frequency ... Region.1 longitude latitude
0 Andhra Pradesh 31-01-2020
                              м ...
                                        South
                                               15.9129
                                                        79.74
                                м ...
1 Andhra Pradesh 29-02-2020
                                               15.9129
                                                         79.74
                                        South
                                                        79.74
2 Andhra Pradesh 31-03-2020
                                M ... South
                                               15.9129
3 Andhra Pradesh 30-04-2020
                               M ... South
                                               15.9129
                                                        79.74
                                                         79.74
4 Andhra Pradesh 31-05-2020
                                M ... South
                                               15.9129
[5 rows x 9 columns]
```

دعونا نرى ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على قيم مفقودة أم لا:

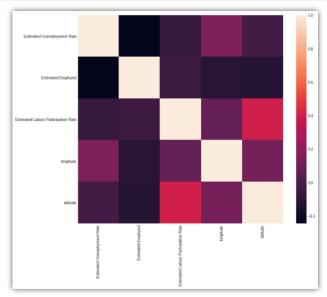
```
print(data.isnull().sum())
```

```
Region 0
Date 0
Frequency 0
Estimated Unemployment Rate (%) 0
Estimated Employed 0
Estimated Labour Participation Rate (%) 0
Region.1 0
longitude 0
latitude 0
dtype: int64
```

أثناء تحليل القيم المفقودة، وجدت أن أسماء الأعمدة غير صحيحة. لذلك، لفهم هذه البيانات بشكل أفضل، سأعيد تسمية جميع الأعمدة:

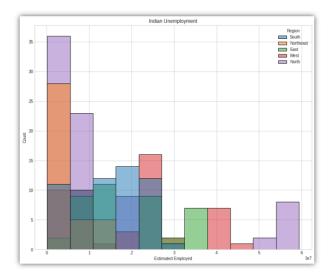
دعنا الآن نلقى نظرة على الارتباط (correlation) بين ميزات مجموعة البيانات هذه:

```
plt.style.use('seaborn-whitegrid')
plt.figure(figsize=(12, 10))
sns.heatmap(data.corr())
plt.show()
```



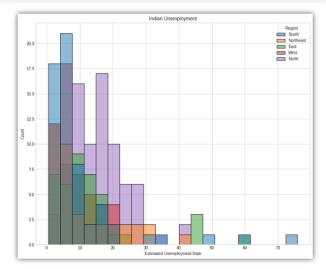
تحليل معدل البطالة: تصوير البيانات

الآن دعنا نتخيل البيانات لتحليل معدل البطالة. سألقي نظرة أولاً على العدد المقدر للموظفين وفقًا لمناطق مختلفة من الهند:



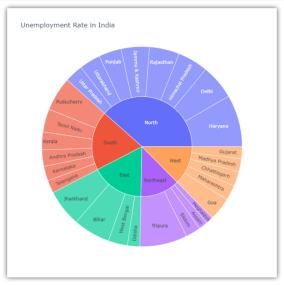
دعنا الآن نرى معدل البطالة وفقًا لمناطق مختلفة من الهند:

```
plt.figure(figsize=(12, 10))
plt.title("Indian Unemployment")
sns.histplot(x="Estimated Unemployment Rate", hue="Region",
data=data)
plt.show()
```



دعنا الآن ننشئ لوحة تحكم لتحليل معدل البطالة لكل ولاية هندية حسب المنطقة. لهذا، سأستخدم مخطط sunburst :

```
unemploment = data[["States", "Region", "Estimated
Unemployment Rate"]]
figure = px.sunburst(unemploment, path=["Region", "States"],
```



الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل معدل البطالة باستخدام لغة برمجة بايثون. تُقاس البطالة من خلال معدل البطالة وهو عدد الأشخاص العاطلين عن العمل كنسبة مئوية من إجمالي القوى العاملة. أتمنى أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل معدل البطالة باستخدام بايثون.

29) تحلیل دردشت WhatsApp مج بایثون (29 Chat Analysis with Python

WhatsApp هو أحد تطبيقات المراسلة الأكثر استخدامًا اليوم مع أكثر من 2 مليار مستخدم حول العالم. تم العثور على أكثر من 65 مليار رسالة يتم إرسالها على WhatsApp يوميًا حتى نتمكن من استخدام محادثات WhatsApp لتحليل الدردشة مع صديق أو عميل أو مجموعة من الأشخاص. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل دردشة WhatsApp مع بايثون.

تحلیل دردشة WhatsApp

يمكنك استخدام بيانات WhatsApp الخاصة بك للعديد من مهام علم البيانات مثل تحليل المشاعر (sentiment analysis) واستخراج الكلمات الرئيسية (sentiment analysis) والتعرف على الكيانات المسماة (named entity recognition) وتحليل النص والعديد من مهام معالجة اللغة الطبيعية (natural language processing) الأخرى. يعتمد ذلك أيضًا على من تقوم بتحليل رسائل WhatsApp الخاصة بك لأنه يمكنك العثور على الكثير من المعلومات من رسائل WhatsApp الخاصة بك والتي يمكن أن تساعدك أيضًا في حل مشاكل العمل.

قبل البدءفي مهمة تحليل WhatsApp Chat مع بايثون، تحتاج إلى استخراج بيانات WhatsApp الخاصة بك من هاتفك الذكي وهي مهمة سهلة للغاية. لاستخراج محادثات WhatsApp الخاصة بك، فقط افتح أي دردشة مع شخص أو مجموعة واتبع الخطوات المذكورة أدناه:

- 1. إذا كان لديك جهاز iPhone، فانقر فوق اسم جهة الاتصال (Contact Name) أو اسم المجموعة (Group Name). إذا كان لديك هاتف ذكي يعمل بنظام Android، فانقر فوق النقاط الثلاث أعلاه.
 - 2. ثم قم بالتمرير إلى الأسفل والأعلى في تصدير الدردشة (Export Chat).
- ثم حدد بدون وسائط للبساطة إذا سألك ما إذا كنت تريد محادثاتك مع أو بدون وسائط.
 - 4. ثم أرسل هذه الدردشة بالبريد الإلكتروني إلى نفسك وقم بتنزيلها على نظامك.

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها بسهولة إجراء محادثات WhatsApp الخاصة بك مع أي شخص أو مجموعة لمهمة تحليل دردشة WhatsApp في القسم أدناه، سوف آخذك عبر تحليل دردشة WhatsApp مع بايثون.

تحلیل در دشة WhatsApp مع بایثون

آمل أن تكون قد فهمت الآن كيفية الحصول على بيانات WhatsApp الخاصة بك لمهمة تحليل دردشة WhatsApp مع بايثون. لنبدأ الآن هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون الضرورية التي نحتاجها لهذه المهمة:

```
import regex
import pandas as pd
import numpy as np
import emoji
from collections import Counter
import matplotlib.pyplot as plt
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator
```

تتطلب مجموعة البيانات التي نستخدمها هنا الكثير من التحضير (preparation)، لذا أقترح عليك إلقاء نظرة على البيانات التي تستخدمها قبل بدء مهمة تحليل الدردشة عبر WhatsApp. نظرًا لأنني قمت بالفعل بتصفح مجموعة البيانات، سأبدأ بكتابة بعض دوال بايثون لإعداد البيانات قبل استيرادها:

```
def date time(s):
    pattern = '^([0-9]+)(/)([0-9]+)(/)([0-9]+), ([0-
9]+):([0-9]+)[]?(AM|PM|am|pm)? -'
    result = regex.match(pattern, s)
    if result:
        return True
    return False
def find author(s):
    s = s.split(":")
    if len(s) == 2:
        return True
    else:
       return False
def getDatapoint(line):
    splitline = line.split(' - ')
    dateTime = splitline[0]
    date, time = dateTime.split(", ")
    message = " ".join(splitline[1:])
    if find author (message):
        splitmessage = message.split(": ")
        author = splitmessage[0]
        message = " ".join(splitmessage[1:])
    else:
        author= None
    return date, time, author, message
```

دعنا الآن نستورد البيانات ونجهزها بطريقة يمكننا استخدامهافي إطار بيانات pandas:

```
data = []
conversation = 'WhatsApp Chat with Sapna.txt'
```

```
with open(conversation, encoding="utf-8") as fp:
     fp.readline()
     messageBuffer = []
     date, time, author = None, None, None
     while True:
           line = fp.readline()
           if not line:
                break
           line = line.strip()
           if date time(line):
                if len(messageBuffer) > 0:
                      data.append([date, time, author, '
'.join(messageBuffer)])
                messageBuffer.clear()
                date, time, author, message = getDatapoint(line)
                messageBuffer.append(message)
           else:
                messageBuffer.append(line)
مجموعة البيانات الخاصة بنا جاهزة تمامًا الآن لمهمة تحليل دردشة WhatsApp باستخدام
          بايثون. دعنا الآن نلقى نظرة على آخر 20 رسالة وبعض الأفكار الأخرى من البيانات:
df = pd.DataFrame(data, columns=["Date", 'Time', 'Author',
'Message'])
df['Date'] = pd.to datetime(df['Date'])
print(df.tail(20))
print(df.info())
print(df.Author.unique())
                     Date
                            Time
                                    Author
                                                                   Message
             1285 2021-07-01 8:23 pm Aman Kharwal
             1286 2021-08-01 1:12 am
                                     Sapna
                                                     Are you taking the class tomorrow
             1287 2021-08-01 1:14 am Aman Kharwal
             1288 2021-08-01 1:14 am Aman Kharwal
                                                                   Are you?
                                                              Hahhahah. 😉 😉
             1289 2021-08-01 10:24 am
                                     Sanna
             1290 2021-08-01 10:31 am Aman Kharwal
             1291 2021-08-01 8:28 pm
                                         Aman Kharwal: https://www.youtube.com/watch?v=...
                                                                hope you like it
             1292 2021-08-01 8:29 pm Aman Kharwal
             1293 2021-08-01 8:43 pm
                                     Sapna
                                                           Congratulations (a) (a)
             1294 2021-08-01 8:43 pm
                                                                I'll watch it w
                                     Sapna
             1295 2021-08-01 8:45 pm Aman Kharwal
                                                                 Thanks 😊 🔮
             1296 2021-08-01 8:46 pm
                                                                     (1)
                                                 U.S politics has taken an interesting turn
```

Sapna

Sapna

Sapna

Sapna

1297 2021-09-01 10:26 am

1298 2021-09-01 10:26 am

1302 2021-09-01 5:54 pm

1303 2021-09-01 5:54 pm

1304 2021-09-01 5:54 pm

1299 2021-09-01 10:35 am Aman Kharwal 1300 2021-09-01 4:54 pm Aman Kharwal

1301 2021-09-01 4:54 pm Aman Kharwal

الآن دعنا نلقى نظرة على العدد الإجمالي للرسائل بين دردشة WhatsApp هذه:

Fun to watch the mockery

This is interesting

Do share the code

(1)

Do you know we can also analyse the whatsapp c...

```
total_messages = df.shape[0]
print(total_messages)
```

```
1288
```

الآن دعنا نستخرج الرموز التعبيرية (emojis) الموجودة بين الدردشات ونلقي نظرة على الرموز التعبيرية الموجودةفي هذه الدردشة:

```
367
```

دعنا الآن نستخرج عناوين URL الموجودة في هذه الدردشة ونلقي نظرة على الإحصاءات النهائة:

```
URLPATTERN = r'(https?://\S+)'
df['urlcount'] = df.Message.apply(lambda x:
regex.findall(URLPATTERN, x)).str.len()
links = np.sum(df.urlcount)

print("Chats between Aman and Sapna")
print("Total Messages: ", total_messages)
print("Number of Media Shared: ", media_messages)
print("Number of Emojis Shared", emojis)
print("Number of Links Shared", links)
```

```
Chats between Aman and Sapna
Total Messages: 1288
Number of Media Shared: 11
Number of Emojis Shared 367
Number of Links Shared 1
```

دعنا الآن نجهز هذه البيانات للحصول على مزيد من الأفكار لتحليل جميع الرسائل المرسلة في هذه الدردشة بمزيد من التفصيل:

```
media_messages_df = df[df['Message'] == '<Media omitted>']
messages_df = df.drop(media_messages_df.index)
messages_df['Letter_Count'] =
messages_df['Message'].apply(lambda s : len(s))
```

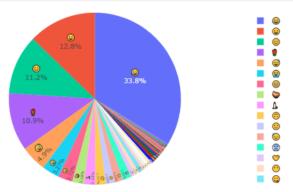
```
messages df['Word Count'] =
messages df['Message'].apply(lambda s : len(s.split(' ')))
messages df["MessageCount"]=1
l = ["Aman Kharwal", "Sapna"]
for i in range(len(l)):
  # Filtering out messages of particular user
  req df= messages df[messages df["Author"] == l[i]]
  # req df will contain messages of only one particular user
  print(f'Stats of {l[i]} -')
  # shape will print number of rows which indirectly means the
number of messages
  print('Messages Sent', req df.shape[0])
  #Word Count contains of total words in one message. Sum of
all words/ Total Messages will yield words per message
  words per message =
(np.sum(req df['Word Count']))/req df.shape[0]
  print('Average Words per message', words per message)
  #media conists of media messages
 media = media messages df[media messages df['Author'] ==
l[i]].shape[0]
 print('Media Messages Sent', media)
  # emojis conists of total emojis
  emojis = sum(req df['emoji'].str.len())
  print('Emojis Sent', emojis)
  #links consist of total links
  links = sum(req df["urlcount"])
 print('Links Sent', links)
 Stats of Aman Kharwal -
 Messages Sent 687
 Average Words per message 6.165938864628821
 Media Messages Sent 9
 Emojis Sent 228
 Links Sent 1
 Stats of Sapna -
 Messages Sent 590
 Average Words per message 6.3830508474576275
 Media Messages Sent 2
Emoiis Sent 139
 Links Sent 0
total emojis list = list(set([a for b in messages df.emoji for
a in b]))
total emojis = len(total emojis list)
total emojis list = list([a for b in messages df.emoji for a
in b])
emoji dict = dict(Counter(total emojis list))
emoji_dict = sorted(emoji dict.items(), key=lambda x: x[1],
reverse=True)
for i in emoji dict:
```

emoji_df = pd.DataFrame(emoji dict, columns=['emoji',

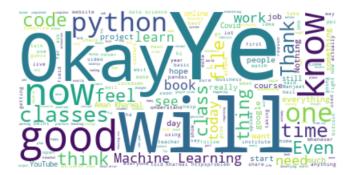
print(i)

'count'])

```
import plotly.express as px
fig = px.pie(emoji_df, values='count', names='emoji')
fig.update_traces(textposition='inside',
textinfo='percent+label')
fig.show()
```

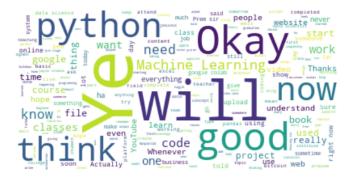


دعنا الآن نلقي نظرة على الكلمات الأكثر استخدامًا في دردشة WhatsApp هذه من خلال رسم سحابة الكلمات (word cloud):

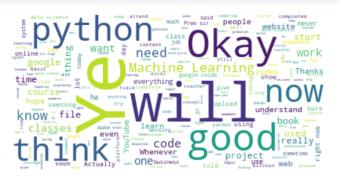


دعنا الآن نلقي نظرة على الكلمات الأكثر استخدامًا من قبل كل شخص من خلال تخيل سحابتين مختلفتين من الكلمات:

```
l = ["Aman Kharwal", "Sapna"]
for i in range(len(l)):
    dummy_df = messages_df[messages_df['Author'] == l[i]]
    text = " ".join(review for review in dummy_df.Message)
    stopwords = set(STOPWORDS)
    #Generate a word cloud image
    print('Author name',l[i])
    wordcloud = WordCloud(stopwords=stopwords,
background_color="white").generate(text)
    #Display the generated image
    plt.figure( figsize=(10,5))
    plt.imshow(wordcloud, interpolation='bilinear')
    plt.axis("off")
    plt.show()
```



Author name Aman Kharwal



Author name Sapna

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكننا بها بسهولة تحليل أي دردشة WhatsApp بينك وبين صديقك أو عميلك أو حتى مجموعة من الأشخاص. يمكنك أيضًا استخدام هذه البيانات في العديد من المهام الأخرى الخاصة بمعالجة اللغة الطبيعية. أتمنى أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول مهمة تحليل دردشة WhatsApp مع بايثون.

30) تحليل المشاعر في دردشة WhatsApp باستخدام بايثون WhatsApp Chat Sentiment Analysis using Python

يعد WhatsApp مصدرًا رائعًا للبيانات لتحليل العديد من الأنماط والعلاقات بين شخصين أو أكثر يتحدثون شخصيًا أو حتى في مجموعات. إذا كنت تريد أن تعرف كيف يمكننا تحليل مشاعر دردشة WhatsApp ، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل المشاعر في دردشة WhatsApp باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر دردشة WhatsApp

لتحليل مشاعر دردشة WhatsApp، نحتاج إلى جمع البيانات من WhatsApp. يجب أن يستخدم معظمكم تطبيق المراسلة هذا، لذلك لجمع البيانات حول الدردشة، ما عليك سوى اتباع الخطوات المذكورة أدناه:

1. للآيفون:

- 1. افتح الدردشة الخاصة بك مع شخص أو مجموعة.
- 2. فقط اضغط على ملف تعريف الشخص أو المجموعة.
 - 3. سترى خيارًا لتصدير الدردشة بالأسفل.

4. لأجهزة الأندرويد:

- 1. افتح الدردشة الخاصة بك مع شخص أو مجموعة.
 - 2. انقر فوق النقاط الثلاث أعلاه.
 - 3. انقر فوق المزيد.
 - 4. انقر فوق دردشة التصدير.

سترى خيارًا لإرفاق الوسائط أثناء تصدير الدردشة. من أجل البساطة، من الأفضل عدم إرفاق الوسائط. أخيرًا، أدخل بريدك الإلكتروني وستجد دردشة WhatsApp في صندوق الوارد الخاص بك.

تحليل مشاعر الدردشة عبر WhatsApp باستخدام بايثون

لنبدأ الآن بمهمة تحليل مشاعر الدردشة عبر WhatsApp باستخدام بايثون. سأبدأ هذه المهمة بتحديد بعض الوظائف المساعدة لأن البيانات التي نحصل عليها من WhatsApp ليست مجموعة بيانات جاهزة للاستخدام في أي نوع من مهام علم البيانات. لذلك، لإعداد بياناتك لمهمة تحليل المشاعر، ما عليك سوى تحديد جميع الدوال على النحو المحدد أدناه:

```
import re
import pandas as pd
import numpy as np
import emoji
from collections import Counter
import matplotlib.pyplot as plt
from PIL import Image
from wordcloud import WordCloud, STOPWORDS,
ImageColorGenerator
# Extract Time
def date time(s):
    pattern = '^([0-9]+)(/)([0-9]+)(/)([0-9]+), ([0-
9]+):([0-9]+)[]?(AM|PM|am|pm)? -'
    result = re.match(pattern, s)
    if result:
        return True
    return False
# Find Authors or Contacts
def find author(s):
    s = s.split(":")
    if len(s) == 2:
        return True
    else:
        return False
# Finding Messages
def getDatapoint(line):
    splitline = line.split(' - ')
    dateTime = splitline[0]
    date, time = dateTime.split(", ")
    message = " ".join(splitline[1:])
    if find author (message):
        splitmessage = message.split(": ")
        author = splitmessage[0]
        message = " ".join(splitmessage[1:])
    else:
        author= None
    return date, time, author, message
```

لا يهم إذا كنت تستخدم مجموعة بيانات دردشة جماعية أو محادثتك مع شخص واحد. ستعمل جميع الدوال المحددة أعلاه على إعداد بياناتك لمهمة تحليل المشاعر وأي مهمة تتعلق بعلم

البيانات. الآن إليك كيف يمكننا إعداد البيانات التي جمعناها من WhatsApp باستخدام الدوال المذكورة أعلاه:

```
data = []
conversation = 'WhatsApp Chat with Sapna.txt'
with open (conversation, encoding="utf-8") as fp:
    fp.readline()
    messageBuffer = []
    date, time, author = None, None, None
    while True:
        line = fp.readline()
        if not line:
            break
        line = line.strip()
        if date time(line):
             if len(messageBuffer) > 0:
                 data.append([date, time, author, '
'.join(messageBuffer)])
            messageBuffer.clear()
             date, time, author, message = getDatapoint(line)
            messageBuffer.append(message)
        else:
            messageBuffer.append(line)
             الآن إليك كيف يمكننا تحليل مشاعر دردشة WhatsApp باستخدام بايثون:
df = pd.DataFrame(data, columns=["Date", 'Time', 'Author',
'Message'])
df['Date'] = pd.to datetime(df['Date'])
data = df.dropna()
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity scores(i)["pos"] for i
in data["Message"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity scores(i)["neg"] for i
in data["Message"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity scores(i)["neu"] for i
in data["Message"]]
print(data.head())
      Date
            Time
                    Author ... Positive Negative Neutral
 0 2020-04-06 12:30 pm
                     Sapna ... 0.0 0.000 1.000
                    Sapna ...
                              0.0
                                   0.000
 1 2020-04-06 12:30 pm
                                          1.000
                              0.0
 2 2020-04-06 12:54 pm Aman Kharwal ...
                                    0.000
                                          1.000
 3 2020-04-06 12:55 pm Sapna ...
                              0.0
                                   0.383
                                          0.617
                              0.0
 4 2020-04-06 1:00 pm Aman Kharwal ...
                                    0.000
                                          1.000
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])
def sentiment score(a, b, c):
    if (a>b) and (a>c):
       print("Positive 😉 ")
```

```
elif (b>a) and (b>c):
    print("Negative ② ")
else:
    print("Neutral ② ")
sentiment_score(x, y, z)

Output:
Neutral ②
```

لذا، فإن البيانات التي استخدمتها تشير إلى أن معظم الرسائل بيني وبين الشخص الآخر محايدة (negative). مما يعني أنه ليس إيجابيًا (positive) أو سلبيًا (negative).

الملخص

إذن هذه هي الطريقة التي يمكننا بها أداء مهمة تحليل المشاعرفي دردشة WhatsApp. يعد WhatsApp مصدرًا رائعًا للبيانات لمهمة تحليل المشاعر وكل مهمة في علم البيانات تعتمد على معالجة اللغة الطبيعية. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول مهمة تحليل المشاعرفي دردشة WhatsApp باستخدام بايثون.

32) تحليل لقاحات Covid–19 باستخدام بايثون –Covid 19 Vaccines Analysis with Python

كان هناك وقت خرج فيه Covid-19 عن السيطرة. حتى بعد الإغلاق، أدى ذلك إلى زيادة سريعة في الحالات حيث تمت السيطرة على بعض الحالات في بعض البلدان ولكن تمت التضحية بالاقتصاد. في مثل هذه الحالة، يُنظر إلى اللقاحات (vaccines) فقط على أنها الأداة الوحيدة التي يمكن أن تساعد العالم في مكافحة فيروس كورونا. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل لقاحات Covid-19 باستخدام بايثون.

تحليل لقاحات Covid-19

تم تقديم العديد من اللقاحات حتى الآن لمحاربة Covid-19. لا يوجد لقاح يضمن دقة 100٪ حتى الآن، لكن معظم الشركات المصنعة تدعي أن لقاحها ليس دقيقًا بنسبة 100٪، ولكن مع ذلك، فإنه سينقذ حياتك من خلال إعطائك مناعة.

وهكذا، يحاول كل بلد تطعيم جزء كبير من سكانه حتى لا يعتمد على لقاح واحد. هذا ما سأقوم بتحليله في هذه المقالة، وهو عدد اللقاحات التي تستخدمها كل دولة لمحاربة Covid-19. في القسم أدناه، سوف آخذك من خلال برنامج تعليمي لعلم البيانات حول تحليل لقاحات -Covid باستخدام بايثون.

تحليل لقاحات Covid-19 باستخدام بايثون

مجموعة البيانات التي سأستخدمها هنا لمهمة تحليل لقاحات covid-19 مأخوذة من Kaggle. لنبدأ باستيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
data = pd.read_csv("country_vaccinations.csv")
data.head()
```

	country	iso_code	date	total_vaccinations	people_vaccinated	people_fully_vaccinated	daily_vaccinations_raw	daily_vaccinations
0	Afghanistan	AFG	2021- 02-22	0.0	0.0	NaN	NaN	NaN
1	Afghanistan	AFG	2021- 02-23	NaN	NaN	NaN	NaN	1367.0
2	Afghanistan	AFG	2021- 02-24	NaN	NaN	NaN	NaN	1367.0
3	Afghanistan	AFG	2021- 02-25	NaN	NaN	NaN	NaN	1367.0
4	Afghanistan	AFG	2021- 02-26	NaN	NaN	NaN	NaN	1367.0

دعنا الآن نستكشف هذه البيانات قبل أن نبدأفي تحليل اللقاحات التي تأخذها البلدان:

data.describe() total_vaccinations people_vaccinated people_fully_vaccinated daily_vaccinations_raw daily_vaccinations total_vaccinations_per_hundred 6.575000e+03 5.926000e+03 4.223000e+03 5.507000e+03 1.069500e+04 2.585810e+06 1.192650e+05 7.048124e+04 mean 1.396665e+07 9.013711e+06 std 4.860110e+06 5.159850e+04 4.880650e+04 2.925895e+05 3.459940e+05 2.799800e+04 75% 1.605542e+06 1.199198e+06 5.776635e+05 5.960150e+04 14.615000 1.834677e+08 1.171429e+08 7.185000e+06 5.190143e+06 188.990000 pd.to datetime (data.date)

pd.to_datetime(data.date)
data.country.value_counts()

```
United Kingdom 118

Northern Ireland 118

Wales 118

England 118

Canada 118

...

Mali 4

Bahamas 2

Brunei 2

Laos 1

Armenia 1

Name: country, Length: 175, dtype: int64
```

تتكون المملكة المتحدة من إنجلترا واسكتلندا وويلز وأيرلندا الشمالية. ولكن في البيانات أعلاه، تم ذكر هذه البلدان بشكل منفصل بنفس القيم كما في المملكة المتحدة. لذلك قد يكون هذا خطأ أثناء تسجيل هذه البيانات. لذلك دعونا نرى كيف يمكننا إصلاح هذا الخطأ:

```
Canada 118
United Kingdom 118
China 117
Russia 117
Israel 113
...
Mali 4
Bahamas 2
Brunei 2
Laos 1
Armenia 1
Name: country, Length: 171, dtype: int64
```

دعنا الآن نستكشف اللقاحات المتوفرة في مجموعة البيانات هذه:

data.vaccines.value_counts()

```
2587
Moderna, Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech
Oxford/AstraZeneca
                                                                                       1673
Pfizer/BioNTech
                                                                                       1416
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech
                                                                                       845
Pfizer/BioNTech, Sinovac
                                                                                       475
Moderna, Pfizer/BioNTech
                                                                                        407
Sputnik V
Oxford/AstraZeneca, Sinovac
Oxford/AstraZeneca, Sinopharm/Beijing
Oxford/AstraZeneca, Sinopharm/Beijing, Sputnik V
                                                                                        235
Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing
                                                                                        208
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing, Sputnik V
                                                                                        202
Sinopharm/Beijing
                                                                                        186
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinovac
                                                                                       123
Sinopharm/Beijing, Sinopharm/Wuhan, Sinovac
                                                                                       117
EpiVacCorona, Sputnik V
                                                                                       117
Johnson&Johnson, Moderna, Pfizer/BioNTech
                                                                                       112
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinovac, Sputnik V
                                                                                       108
Moderna, Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing, Sputnik V
                                                                                       104
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing, Sinopharm/Wuhan, Sputnik V
                                                                                        96
Covaxin, Oxford/AstraZeneca
                                                                                         86
                                                                                         84
Moderna, Oxford/AstraZeneca
                                                                                         79
Oxford/AstraZeneca, Sinopharm/Beijing, Sinovac
                                                                                         61
Johnson&Johnson
Sinopharm/Beijing, Sputnik V
                                                                                         51
Pfizer/BioNTech, Sputnik V
                                                                                         42
Pfizer/BioNTech, Sinovac, Sputnik V
                                                                                         29
Name: vaccines, dtype: int64
```

إذن لدينا جميع لقاحات Covid-19 تقريبًا متوفرة في مجموعة البيانات هذه. الآن سوف أقوم بإنشاء إطار بيانات جديد من خلال اختيار أعمدة اللقاح (vaccine) والدولة (country) فقط لاستكشاف اللقاح الذي يتم تناوله في أي دولة:

```
df = data[["vaccines", "country"]]
df.head()
```

```
    Vaccines country
    O Oxford/AstraZeneca Afghanistan
    1 Oxford/AstraZeneca Afghanistan
    2 Oxford/AstraZeneca Afghanistan
    3 Oxford/AstraZeneca Afghanistan
    4 Oxford/AstraZeneca Afghanistan
```

دعنا الآن نرى عدد البلدان التي تأخذ كل اللقاحات المذكورةفي هذه البيانات:

```
dict_ = {}
for i in df.vaccines.unique():
   dict_[i] = [df["country"][j] for j in
df[df["vaccines"]==i].index]
```

```
vaccines = {}
for key, value in dict_.items():
  vaccines[key] = set(value)
for i, j in vaccines.items():
  print(f"{i}:>>{j}")
```

```
Oxford/AstraZeneca:>>{'Gambia', 'Maldives', 'Jamaica', 'Saint Lucia', 'Myanmar', 'Barbados',
'Brunei', 'Togo', 'Ghana', 'Mauritius', 'Malawi', 'Antigua and Barbuda', 'Nepal', 'Taiwan', 'Uganda',
'Bahamas', 'Vietnam', 'Eswatini', 'Saint Helena', 'Mongolia', 'Kenya', "Cote d'Ivoire", 'Moldova',
'Trinidad and Tobago', 'Uzbekistan', 'Mali', 'Botswana', 'Bangladesh', 'Falkland Islands',
'Suriname', 'Ukraine', 'Papua New Guinea', 'Afghanistan', 'Sierra Leone', 'Sudan', 'Nigeria'
'Belize', 'Grenada', 'Montserrat', 'Kosovo', 'Sri Lanka', 'Georgia', 'Bhutan', 'Saint Kitts and
Nevis', 'Solomon Islands', 'Angola', 'Guyana', 'Sao Tome and Principe', 'Cape Verde', 'Dominica',
'Saint Vincent and the Grenadines', 'Anguilla'}
Pfizer/BioNTech, Sinovac:>>{'Colombia', 'Malaysia', 'Uruguay', 'Albania', 'Chile', 'Turkey', 'Hong
Sputnik V:>>{'Guinea', 'Iran', 'Paraguay', 'Kazakhstan', 'Algeria', 'Syria', 'Belarus', 'Armenia',
Pfizer/BioNTech:>>{'Cayman Islands', 'Greenland', 'Monaco', 'Andorra', 'Gibraltar', 'Lebanon', 'Turks
and Caicos Islands', 'Panama', 'Japan', 'North Macedonia', 'Qatar', 'Cyprus', 'Bermuda', 'Slovakia',
'Ecuador', 'New Zealand', 'Costa Rica', 'Kuwait'}
Oxford/AstraZeneca, Sinopharm/Beijing, Sputnik V:>>{'Argentina', 'Pakistan', 'Bolivia'}
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech:>>{'Australia', 'United Kingdom', 'Jersey', 'Isle of Man', 'South
Korea', 'Sweden', 'Slovenia', 'Guernsey', 'Oman', 'Saudi Arabia'}
Moderna, Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech:>>{'Austria', 'Rwanda', 'Canada', 'Belgium',
'Lithuania', 'France', 'Germany', 'Spain', 'Latvia', 'Estonia', 'Ireland', 'Norway', 'Luxembourg',
'Netherlands', 'Italy', 'Malta', 'Czechia', 'Iceland', 'Palestine', 'Croatia', 'Denmark', 'Greece',
'Poland', 'Romania', 'Bulgaria', 'Portugal', 'Finland'}
Sinovac:>>{'Azerbaijan'}
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing, Sputnik V:>>{'Serbia', 'Bahrain'}
Oxford/AstraZeneca, Sinovac:>>{'Brazil', 'Dominican Republic', 'Indonesia', 'Philippines',
Oxford/AstraZeneca, Sinopharm/Beijing, Sinovac:>>{'Cambodia'}
Sinopharm/Beijing, Sinopharm/Wuhan, Sinovac:>>{'China'}
Oxford/AstraZeneca, Sinopharm/Beijing:>>{'Iraq', 'Morocco', 'Seychelles', 'Egypt'}
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinovac:>>{'Northern Cyprus', 'El Salvador'}
Sinopharm/Beijing:>>{'Equatorial Guinea', 'Mauritania', 'Senegal', 'Zimbabwe', 'Gabon', 'Kyrgyzstan',
'Namibia', 'Mozambique'}
Moderna, Pfizer/BioNTech:>>{'Liechtenstein', 'Faeroe Islands', 'Israel', 'Switzerland', 'Singapore'}
Moderna, Oxford/AstraZeneca:>>{'Honduras', 'Guatemala'}
Moderna, Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing, Sputnik V:>>{'Hungary'}
Covaxin, Oxford/AstraZeneca:>>{'India'}
Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing:>>{'Peru', 'Macao', 'Jordan'}
Sinopharm/Beijing, Sputnik V:>>{'Montenegro', 'Laos'}
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinovac, Sputnik V:>>{'Mexico'}
EpiVacCorona, Sputnik V:>>{'Russia'}
Pfizer/BioNTech, Sputnik V:>>{'San Marino'}
Johnson&Johnson:>>{'South Africa'}
Pfizer/BioNTech, Sinovac, Sputnik V:>>{'Tunisia'}
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech, Sinopharm/Beijing, Sinopharm/Wuhan, Sputnik V:>>{ 'United Arab
Johnson&Johnson, Moderna, Pfizer/BioNTech:>>{'United States'}
```

الآن دعنا نتخيل هذه البيانات لإلقاء نظرة على مجموعة اللقاحات التي يستخدمها كل بلد:

```
import plotly.express as px
import plotly.offline as py
```

الملخص

Sinopharm/Beijing, Sinopharm/Wuhar
Oxford/AstraZeneca, Sinopharm/Beijir
Oxford/AstraZeneca, Pfizer/BioNTech,
Sinopharm/Beijing

إذن هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل نوع اللقاحات التي يأخذها كل بلد اليوم. يمكنك القيام استكشاف المزيد من الأفكار من مجموعة البيانات هذه حيث يوجد الكثير الذي يمكنك القيام به باستخدام هذه البيانات. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل لقاحات -Covid باستخدام بايثون.

33) التنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو باستخدام لغة بايثون Video Game Sales Prediction with Python

تحليل مبيعات ألعاب الفيديو (Video game sales analysis) هو بيان مشكلة شائع على Kaggle. يمكنك العمل على هذه المشكلة لتحليل مبيعات أكثر من 16500 لعبة أو يمكنك أيضًا تدريب نموذج التعلم الآلي للتنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو. لذلك إذا كنت تريد معرفة كيفية تدريب نموذج تنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سأوجهك خلال مهمة تعلم الآلة حول تدريب نموذج توقع مبيعات لعبة فيديو باستخدام بايثون.

نموذج التنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو باستخدام بايثون

تحليل بيانات المبيعات لأكثر من 16500 لعبة هو بيان مشكلة شائع جدًا على Kaggle. يمكنك إما حل هذه المشكلة للعثور على العديد من الأنماط (patterns) والعلاقات (relationships) بين العوامل التي تؤثر على مبيعات ألعاب الفيديو، أو يمكنك استخدام مجموعة البيانات هذه للتنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديوفي المستقبل. لذلك في القسم أدناه، سأوجهك خلال كيفية تدريب نموذج التعلم الآلي للتنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو باستخدام بايثون.

تحتوي مجموعة البيانات التي أستخدمها لهذه المهمة على قائمة بألعاب الفيديو ومبيعاتها. لنبدأ هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

data = pd.read_csv("vgsales.csv")
print(data.head())
```

```
Rank
                     Name Platform
                                   Year ... EU_Sales JP_Sales Other_Sales Global_Sales
                Wii Sports Wii 2006.0 ... 29.02 3.77
                                                                  8.46
                                                                              82.74
           Super Mario Bros.
                            NES 1985.0 ...
                                                                   0.77
                                                                              40.24
             Mario Kart Wii
                            Wii 2008.0 ... 12.88
                                                                  3.31
                                                                              35.82
          Wii Sports Resort
                            Wii 2009.0 ... 11.01
                                                     3.28
                                                                  2.96
                                                                              33.00
5 Pokemon Red/Pokemon Blue
                             GB 1996.0 ...
                                                                  1.00
```

دعنا الآن نرى ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوى على قيم خالية:

```
print(data.isnull().sum())
```

```
      Rank
      0

      Name
      0

      Platform
      0

      Year
      271

      Genre
      0

      Publisher
      58

      NA_Sales
      0

      EU_Sales
      0

      JP_Sales
      0

      Other_Sales
      0

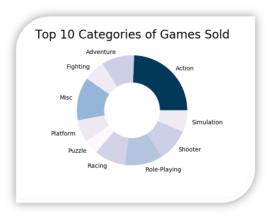
      Global_Sales
      0

      dtype: int64
```

سأقوم الآن بإنشاء مجموعة بيانات جديدة تزيل القيم الخالية:

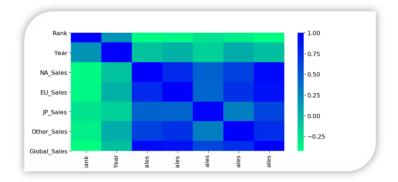
```
data = data.dropna() قبل تدريب النموذج، دعنا نلقي نظرة على أفضل 10 فئات من الألعاب مبيعًا:
```

```
import matplotlib as mpl
game = data.groupby("Genre")["Global_Sales"].count().head(10)
custom_colors = mpl.colors.Normalize(vmin=min(game),
vmax=max(game))
colours = [mpl.cm.PuBu(custom_colors(i)) for i in game]
plt.figure(figsize=(7,7))
plt.pie(game, labels=game.index, colors=colours)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Top 10 Categories of Games Sold", fontsize=20)
plt.show()
```



دعنا الآن نلقى نظرة على الارتباط (correlation) بين ميزات مجموعة البيانات هذه:

```
print(data.corr())
sns.heatmap(data.corr(), cmap="winter_r")
plt.show()
```



نموذج التنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو التدريبية

دعنا الآن نرى كيفية تدريب نموذج التعلم الآلي للتنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو باستخدام بايثون . سأقوم بإعداد البيانات عن طريق تخزين الميزات التي نحتاجها لتدريب هذا النموذج في المتغير xوتخزين العمود الهدف في المتغير y:

```
x = data[["Rank", "NA_Sales", "EU_Sales", "JP_Sales",
"Other_Sales"]]
y = data["Global_Sales"]
```

الآن دعنا نقسم البيانات ونستخدم خوارزمية الانحدار الخطي (<u>linear regression</u>) لتدريب هذا النموذج:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
xtrain, xtest, ytrain, ytest = train_test_split(x, y,
test_size=0.2, random_state=42)

from sklearn.linear_model import LinearRegression
model = LinearRegression()
model.fit(xtrain, ytrain)
predictions = model.predict(xtest)
```

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تدريب نموذج التعلم الآلي للتنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو. هذا بيان مشهور لمشكلة Kaggle يمكنك استخدامه لتحسين مهاراتك في العمل مع البيانات والتدريب على نموذج التعلم الآلي. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول كيفية تدريب نموذج التنبؤ بمبيعات ألعاب الفيديو باستخدام بايثون.

Uber Trips باستخدام بایثون Uber (34) تحلیل رحلات Analysis using Python

كانت Uber مصدرًا رئيسيًا للسفر للأشخاص الذين يعيشون في المناطق الحضرية. بعض الناس لا يملكون سياراتهم بينما البعض الآخر لا يقود سياراتهم عمدًا بسبب جدولهم المزدحم. لذلك تستخدم أنواع مختلفة من الناس خدمات Uber وخدمات سيارات الأجرة الأخرى. في هذه المقالة، سوف آخذك إلى تحليل رحلات Uber باستخدام بايثون.

تحلیل رحلات Uber

من خلال تحليل رحلات Uber، يمكننا رسم العديد من الأنماط، مثل أي يوم يحتوي على أعلى وأقل عدد أو أكثر الساعات ازدحامًا لـ Uber والعديد من الأنماط الأخرى. تستند مجموعة البيانات التي أستخدمها هنا إلى رحلات Uber من نيويورك، وهي مدينة بها نظام نقل معقد للغاية مع مجتمع سكنى كبير.

تحتوي مجموعة البيانات على بيانات لحوالي 4.5 مليون بيك أب في مدينة نيويورك من أبريل إلى سبتمبر و 14.3 مليون بيك أب من يناير إلى يونيو 2015. يمكنك فعل الكثير باستخدام مجموعة البيانات هذه بدلاً من مجرد تحليلها. لكن في الوقت الحالي، في القسم أدناه، سوف آخذك إلى تحليل رحلات Uber بايثون.

تحلیل رحلات Über باستخدام بایثون

سأبدأ مهمة تحليل رحلات Uber عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
data = pd.read_csv("uber.csv")
data["Date/Time"] = data["Date/Time"].map(pd.to_datetime)
data.head()
```

```
Date/Time Lat Lon Base
0 2014-09-01 00:01:00 40.2201 -74.0021 B02512
1 2014-09-01 00:01:00 40.7500 -74.0027 B02512
2 2014-09-01 00:03:00 40.7559 -73.9864 B02512
3 2014-09-01 00:06:00 40.7450 -73.9889 B02512
4 2014-09-01 00:11:00 40.8145 -73.9444 B02512
```

تحتوي هذه البيانات على بيانات حول التاريخ والوقت وخط العرض وخط الطول وعمود أساسي يحتوي على رمز تابع لـ uber pickup. يمكنك الحصول على المزيد من مجموعات البيانات

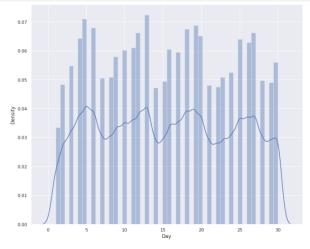
لمهمة تحليل رحلات Uber من هنا ، في الوقت الحالي، دعنا نجهز البيانات التي أستخدمها هنا لتحليل رحلات Uber وفقًا للأيام والساعات:

```
data["Day"] = data["Date/Time"].apply(lambda x: x.day)
data["Weekday"] = data["Date/Time"].apply(lambda x:
x.weekday())
data["Hour"] = data["Date/Time"].apply(lambda x: x.hour)
print(data.head())
```

```
Date/Time Lat Lon Base Day Weekday Hour
0 2014-09-01 00:01:00 40.2201 -74.0021 B02512 1 0 0
1 2014-09-01 00:01:00 40.7500 -74.0027 B02512 1 0 0
2 2014-09-01 00:03:00 40.7559 -73.9864 B02512 1 0 0
3 2014-09-01 00:06:00 40.7450 -73.9889 B02512 1 0 0
4 2014-09-01 00:01:00 40.8145 -73.9444 B02512 1 0 0
```

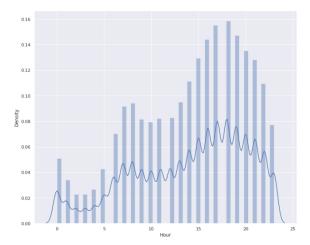
لذلك أعددت هذه البيانات وفقًا للأيام والساعات، حيث إنني أستخدم رحلات Uber لشهر سبتمبر، لذلك دعونا نلقي نظرة على كل يوم لمعرفة اليوم الذي كانت فيه رحلات Uber هي الأعلى:

```
sns.set(rc={'figure.figsize(10,12):'})
sns.distplot(data["Day"])
```



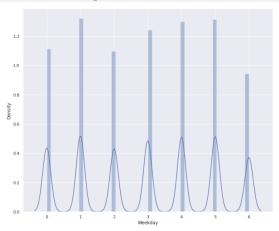
من خلال النظر إلى الرحلات اليومية، يمكننا القول إن رحلات Uber ترتفعفي أيام العمل وتنخفض في عطلات نهاية الأسبوع. الآن دعنا نحلل رحلات Uber وفقًا للساعات:

```
sns.distplot(data["Hour"])
```



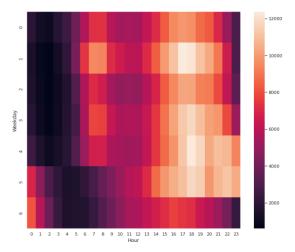
وفقًا لبيانات كل ساعة، تقل رحلات Uber بعد منتصف الليل ثم تبدأ في الزيادة بعد الساعة 5 صباحًا وتستمر الرحلات في الارتفاع حتى الساعة 6 مساءً بحيث تكون الساعة 6 مساءً هي أكثر الساعات ازدحامًا له Uber ثم تبدأ الرحلات في التناقص. الآن دعنا نحلل رحلات Uber وفقًا لأيام الأسبوع:

sns.distplot(data["Weekday"])



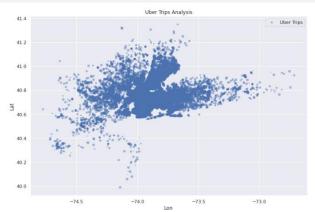
في الشكل 0 أعلاه يشير إلى يوم الأحد، وفي أيام الأحد، تكون رحلات Uber وأكثر من أيام السبت، لذا يمكننا القول إن الأشخاص يستخدمون Uber أيضًا للتنزه بدلاً من الذهاب إلى العمل فقط. في أيام السبت، تكون رحلات Uber هي الأدنى وفي يوم الاثنين هي الأعلى. دعنا الآن نلقي نظرة على الارتباط (correlation) بين الساعات وأيام الأسبوع في رحلات Uber:

```
# Correlation of Weekday and Hour
df = data.groupby(["Weekday", "Hour"]).apply(lambda x: len(x))
df = df.unstack()
sns.heatmap(df, annot=False)
```



نظرًا لأننا نمتلك بيانات حول خطوط الطول والعرض، فيمكننا أيضًا رسم كثافة رحلات Uber وفقًا لمناطق مدينتك الجديدة:

```
data.plot(kind='scatter', x='Lon', y='Lat', alpha=0.4,
    s=data['Day'], label='Uber Trips',
    figsize=(12, 8), cmap=plt.get_cmap('jet'))
    plt.title("Uber Trips Analysis")
    plt.legend()
    plt.show()
```



الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل رحلات Uber لمدينة نيويورك. بعض الاستنتاجات التي حصلت عليها من هذا التحليل هي:

- 1. يوم الاثنين هو اليوم الأكثر ربحية لشركة Uber.
- 2. في أيام السبت، يستخدم عدد أقل من الأشخاص Uber.
 - 3. 6 مساءً هو أكثر الأيام ازدحامًا بالنسبة لـ Uber.

- 4. في المتوسط، تبدأ زيادة رحلات Uber في الساعة 5 صباحًا.
- 5. تبدأ معظم رحلات Uber بالقرب من منطقة مانهاتن في نيويورك.

آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل رحلات Uber باستخدام بايثون.

Google باستخدام بایثون Google باستخدام بایثون Search Analysis with Python

يتم إجراء ما يقرب من 3.5 مليار عملية بحث على Google يوميًا، مما يعني أنه يتم إجراء ما يقرب من 40.000 عملية بحث كل ثانية على Google. لذا يعد بحث 40.000 حالة استخدام رائعة لتحليل البيانات بناءً على استعلامات البحث. مع وضع ذلك في الاعتبار، في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل بحث Google باستخدام بايثون.

تحلیل بحث Google باستخدام بایثون

لا تمنح Google الكثير من الوصول إلى البيانات المتعلقة بطلبات البحث اليومية، ولكن يمكن استخدام تطبيق آخر من Google يُعرف باسم Google Trends لمهمة تحليل بحث .Google واجهة برمجة تطبيقات API يمكن استخدامها لتحليل عمليات البحث اليومية على Google . تُعرف واجهة برمجة التطبيقات هذه باسم Google .pytrends ويمكنك تثبيتها بسهولة في أنظمتك باستخدام الأمر pip؛

pip install pytrends أتمنى أن تكون قد قمت الآن بتثبيت مكتبة pytrends أنظمتك بسهولة، فلنبدأ الآن بمهمة تحليل بحث Google عن طريق استيراد مكتبات بايثون الضرورية:

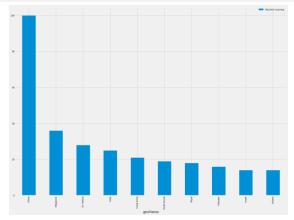
```
import pandas as pd
from pytrends.request import TrendReq
import matplotlib.pyplot as plt
trends = TrendReq()
```

سأقوم هنا بتحليل مؤشرات بحث Google على الاستعلامات القائمة على جملة البحث "Machine"، لذا فلنقم بإنشاء إطار بيانات لأهم 10 بلدان تبحث عن " Machine " Learning" على Google:

```
trends.build_payload(kw_list=["Machine Learning"])
data = trends.interest_by_region()
data = data.sort_values(by="Machine Learning",
ascending=False)
data = data.head(10)
print(data)
```

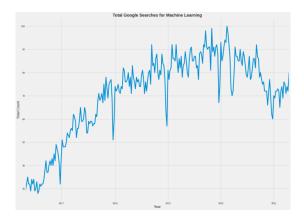
```
Machine Learning
geoName
China 100
Singapore 36
St. Helena 28
India 25
Hong Kong 21
South Korea 19
Nepal 18
Pakistan 16
Israel 14
Ireland 14
```

لذلك، وفقًا للنتائج المذكورة أعلاه، تتم معظم طلبات البحث المستندة إلى " Machine الفي المستندة إلى " Learning "في الصين. يمكننا أيضًا رسم هذه البيانات باستخدام مخطط شريطي (bar chart):



نظرًا لأننا نعلم جميعًا أن "Machine Learning" كان محط اهتمام العديد من الشركات والطلاب على مدار السنوات الثلاث أو الأربع الماضية، فلنلق نظرة على اتجاه عمليات البحث لمعرفة كيف زاد إجمالي استعلامات البحث المستندة إلى "Machine Learning" أو انخفض على Google:

```
data = TrendReq(hl='en-US', tz=360)
data.build_payload(kw_list=['Machine Learning'])
data = data.interest_over_time()
fig, ax = plt.subplots(figsize=(20, 15))
data['Machine Learning'].plot()
plt.style.use('fivethirtyeight')
plt.title('Total Google Searches for Machine Learning',
fontweight='bold')
plt.xlabel('Year')
plt.ylabel('Total Count')
plt.show()
```



الملخص

لذلك يمكننا أن نرى أن عمليات البحث القائمة على "Machine Learning" على عمليات البحث في بدأت في الزيادة في عام 2017 وتم إجراء أعلى عمليات البحث في عام 2020 حتى اليوم. هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل عمليات بحث Google بناءً على أي كلمة رئيسية. يمكن لأي نشاط تجاري إجراء تحليل بحث Google لفهم ما يبحث عنه الأشخاص على Google في أي وقت. أتمنى أن تكون هذه المقالة قد أحببت تحليل بحث Google باستخدام بايثون.

36) تحليل الموازنة المالية مع بايثون Analysis with Python

لكل دولة موازنة مالية (financial budget) تصف قدرة الإنفاق الحكومية في مختلف قطاعات الاقتصاد. في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل الموازنة المالية باستخدام بايثون.

ما هي الموازنة المالية؟

يوجد اليوم العديد من محللي البيانات الذين يأتون من خلفية غير برمجية. إذا كنت من خلفية تجارية، فقد تعرف ما هي الميزانية المالية. باختصار، إنه تقرير مفصل عن دخل ونفقات الحكومة عن سنة مالية.

قد تحصل على مهمة تحليل الموازنة المالية لبلد ما كل عام إذا كنت تعمل كمحلل بيانات في مجال الإعلام والاتصالات، حيث يتعين على وسائل الإعلام شرح أولويات الحكومة للسنة المالية الكاملة. في القسم أدناه، سوف آخذك من خلال برنامج تعليمي حول كيفية أداء مهمة تحليل الموازنة المالية باستخدام بايثون.

تحليل الموازنة المالية مع بايثون

أتمنى أن تكون قد فهمت الآن ما هي الموازنة المالية ومتى قد تحتاج إلى تحليلها كمحلل بيانات. دعونا نرى كيف يمكننا أداء مهمة تحليل الموازنة المالية باستخدام بايثون. سأبدأ هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون الضرورية ومجموعة بيانات تحتوي على بيانات حول الموازنة المالية للهند لعام 2021.

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
data = pd.read_csv("India_budget_2021.csv")
data.head()

Department /Ministry Fund allotted(in ₹crores)

MINISTRY OF AGRICULTURE 131531.19

DEPARTMENT OF ATOMIC ENERGY 18264.89

MINISTRY OF AYURVEDA, YOGA 2970.30

MINISTRY OF CHEMICALS AND FERTILISER 80714.94

MINISTRY OF CIVIL AVIATION 3224.67
```

دعونا نلقي نظرة على جميع الأقسام التي تغطيها هذه الموازنة:

print(data)

	Department /Ministry	Fund allotted(in ₹crores)	
0	MINISTRY OF AGRICULTURE	131531.19	
1	DEPARTMENT OF ATOMIC ENERGY	18264.89	
2	MINISTRY OF AYURVEDA, YOGA	2970.30	
3	MINISTRY OF CHEMICALS AND FERTILISER	80714.94	
4	MINISTRY OF CIVIL AVIATION	3224.67	
5	MINISTRY OF COAL	534.88	
6	MINISTRY OF COMMERCE AND INDUSTRY	12768.25	
7	MINISTRY OF COMMUNICATION	75265.22	
8	MINISTRY OF CONSUMER AFFAIRS	256948.40	
9	MINISTRY OF CORPORATE AFFAIRS	712.13	
10	MINISTRY OF CULTURE	2687.99	
11	MINISTRY OF DEFENCE	478195.62	
12	MINISTRY OF DEVELOPMENT OF NORTH EASTERN REGION	2658.00	
13	MINISTRY OF EARTH SCIENCES	1897.13	
14	MINISTRY OF ELECTRONICS AND INCORMATION TECHNO	93224.31	
15	MINISTRY OF ELECTRONICS AND INFORMATION TECHNO	9720.66	
16	MINISTRY OF ENVIRONMENT, FOREST	2869.93	
17	MINISTRY OF EXTERNAL AFFAIRS	18154.73	
18	MINISTRY OF FINANCE	1386273.30	
19	MINISTRY OF FISHERIES, ANIMAL HUSBANDRY MINISTRY OF FOOD PROCESSING INDUSTRIES	4322.82	
20	MINISTRY OF FOOD PROCESSING INDUSTRIES MINISTRY OF HEALTH AND FAMILY WELFARE	1308.66 73931.77	
21	MINISTRY OF HEALTH AND FAMILY WELFARE MINISTRY OF HEAVY INDUSTRIES	73931.77 1017.08	
22	MINISTRY OF HEAVY INDUSTRIES MINISTRY OF HOME AFFAIRS	1017.08 166546.94	
23	MINISTRY OF HOME AFFAIRS MINISTRY OF HOUSING AND URBAN AFFAIRS	166546.94 54581.00	
24	MINISTRY OF HOUSING AND URBAN AFFAIRS MINISTRY OF INFORMATION AND BROADCASTING	54581.00 4071.23	
26	MINISTRY OF INFORMATION AND BROADCASTING MINISTRY OF JAL SHAKTI	40/1.23	
26	MINISTRY OF LABOUR AND EMPLOYMENT	13306.50	
28	MINISTRY OF LABOUR AND EMPLOYMENT MINISTRY OF LAW AND JUSTICE	3229.94	
29	MINISTRY OF MICRO, SMALL AND MEDIUM ENTERPRISES	15699.65	
30	MINISTRY OF MICHO, SMALE AND MEDIUM ENTERVISES	1466.82	
31	MINISTRY OF MINORITY AFFAIR	4810.77	
32	MINISTRY OF NEW AND RENEWABLE ENERGY	5753.00	
33	MINISTRY OF PANCHAYATI RAJ	913.43	
34	MINISTRY OF PARLIAMENTARY AFFAIRS	65.07	
35	MINISTRY OF PERSONNEL, PUBLIC GRIEVANCES	2097.24	
36	MINISTRY OF PETROLEUM AND NATURAL GAS	15943.78	
37	MINISTRY OF PLANNING	1062.77	
38	MINISTRY OF PORTS, SHIPPING	1702.35	
39	MINISTRY OF POWER	15322.00	
40	THE PRESIDENT, PARLIAMENT, UNION PUBLIC SERVIC	1687.57	
41	MINISTRY OF RAILWAYS	110054.64	
42	MINISTRY OF ROAD TRANSPORT AND HIGHWAY	118101.00	
43	MINISTRY OF RURAL DEVELOPMENT	133689.50	
44	MINISTRY OF SCIENCE AND TECHNOLOGY	14794.03	
45	MINISTRY OF SKILL DEVELOPMENT	2785.23	
46	MINISTRY OF SOCIAL JUSTICE AND EMPOWERMENT	11689.39	
47	DEPARMENT OF SPACE	13949.09	
48	MINISTRY OF STATISTICS	1409.13	
49	MINISTRY OF STEEL	39.25	
50 51	MINISTRY OF TEXTILES MINISTRY OF TOURISM	3631.64	
51		2026.77	
52 53	MINISTRY OF TRIBAL AFFAIRS MINISTRY OF WOMEN AND CHILD DEVELOPMENT	7524.87 24435.00	
53 54		24435.00	
54 55	MINISTRY OF YOUTH AFFAIRS AND SPORTS NAN	2596.14 NaN	
56	NaN GRAND TOTAL	NaN 3483235.63	
٥٥	GRAND TOTAL	J403Z33.03	

يمكنني رؤية القيم المفقودة (NaN)في مجموعة البيانات هذه، دعنا نزيل قيم NaN ونتابع مهمة تحليل الميزانية المالية باستخدام بايثون:

data.dropna()

أستطيع أن أرى أنه ليست كل الأقسام التي تغطيها مجموعة البيانات هذه هي الأقسام الرئيسية، حيث يمكن تغطية بعض الأقسام في فئة أخرى. لذلك دعونا نجهز البيانات عن طريق اختيار الأقسام الرئيسية فقط ووضع جميع الأقسام الأخرى في الفئة الأخرى:

```
Department /Ministry Fund allotted(in ₹crores)

0 MINISTRY OF AGRICULTURE 131531.19

1 MINISTRY OF CONSUMER AFFAIRS 256948.40

2 MINISTRY OF DEFENCE 478195.62

3 MINISTRY OF EDUCATION 93224.31

4 MINISTRY OF FINANCE 1386273.30

5 MINISTRY OF HOME AFFAIRS 166546.94

6 MINISTRY OF RAILWAYS 110054.64

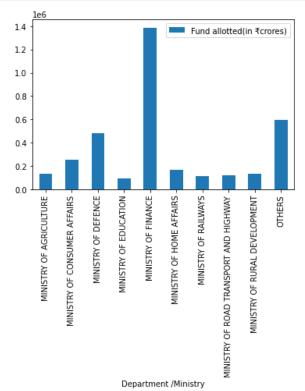
7 MINISTRY OF ROAD TRANSPORT AND HIGHWAY 118101.00

8 MINISTRY OF RURAL DEVELOPMENT 133689.50

9 OTHERS 592971.08
```

دعنا الآن نرسم هذه البيانات لإلقاء نظرة على أولويات الحكومة للسنة المالية:

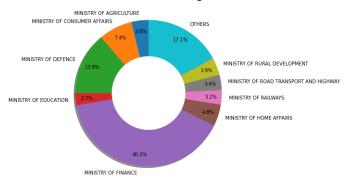
data.plot.bar(x='Department /Ministry', y='Fund allotted(in
₹crores)')



يمكننا أن نرى أن قسم المالية (finance department) تحصل على أكبر حصة من الميزانية الإجمالية للحكومة. دعنا الآن نرسم هذه البيانات في مخطط دونات (donut plot) للحصول على رؤية واضحة لتوزيع الأموال بين جميع الأقسام:

```
df = data["Fund allotted(in ₹crores)"]
labels = data["Department /Ministry"]
plt.figure(figsize=(7,7))
plt.pie(df, labels=labels, autopct='%1.1f%%', startangle=90,
pctdistance=0.85, shadow =True)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Distribution of The Budget", fontsize=20)
plt.show()
```

Distribution of The Budget



الملخص

يمكننا أن نرى أن قسم المالية تحصل على 40٪ من الأموال. هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل مجموعة البيانات التي تحتوي على بيانات حول إيرادات ونفقات الحكومة لسنة مالية. آمل أن تكون قد أحببت هذا المقال حول تحليل الميزانية المالية باستخدام بايثون.

Best تحليل أفضل خدمات البث باستخدام بايثون (37) Streaming Service Analysis with Python

هناك الكثير من المنافسة بين جميع خدمات البث الرئيسية مثل Netflix و Prime Video و Prime Video و Prime Video و +Bulu و +Disney. بصفتك عالم بيانات، قد تكون مهمة رائعة جدًا بالنسبة لك أن تجد أفضل خدمة بث (Streaming Service) من بينها. في هذه المقالة، سأقدم لك مشروع علم البيانات حول أفضل تحليل لخدمة البث باستخدام بايثون.

تحليل أفضل خدمات البث

لتحليل أفضل خدمة بث، سأستخدم تقييمات العروض على جميع المنصات الرئيسية مثل . Netflix و Prime Video و +

تحتوي مجموعة البيانات التي سأستخدمها لمهمة تحليل أفضل خدمة بث على قائمة شاملة بجميع العروض التلفزيونية المتوفرة على الأنظمة الأساسية الأربعة التي نقوم بمقارنتهافي هذه المهمة.

أنا أستخدم مجموعة البيانات هذه للعثور على أفضل خدمة بث ولكن كمبتدئ ، يمكنك أيضًا استخدام مجموعة البيانات هذه لمهام مثل:

- 1. تحليل منصات البث.
- 2. تحليل تصنيفات IMBD و Rotten Tomatoes لجميع العروض.
 - 3. تحليل الفئة العمرية المستهدفة لمعظم المسلسلات التليفزيونية..

تحليل أفضل خدمات البث باستخدام بايثون

لنبدأ الآن بمهمة تحليل أفضل خدمة بث باستخدام بايثون. سأبدأ هذه المهمة عن طريق استيراد جميع المكتبات ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import numpy as np # linear algebra
import pandas as pd # data processing

import plotly
import plotly.express as px
from plotly.subplots import make_subplots
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

tv_shows = pd.read_csv('tv_shows.csv')
tv_shows.head()
```

```
        Lyshows = pd.read_csv('tv_shows.csv') tv_shows.head(s)
        Year
        Age
        IMDb
        Rotten Tomatoes
        Netflix
        Hulu
        Prime Video
        Disney+
        type

        0
        0
        Breaking Bad
        2008
        18+
        9.5
        96%
        1
        0
        0
        0
        0
        1

        1
        1
        Stranger Things
        2016
        16+
        8.8
        93%
        1
        0
        0
        0
        0
        1

        2
        2
        Money Heist
        2017
        18+
        8.4
        91%
        1
        0
        0
        0
        0
        1

        3
        3
        Sherlock
        2010
        16+
        9.1
        78%
        1
        0
        0
        0
        0
        1

        4
        4
        Better Call Saul
        2015
        18+
        8.7
        97%
        1
        0
        0
        0
        0
        0
        1
```

نظرًا لأننا نحلل البيانات فقط، فلن نحتاج إلى استخدام خوارزميات التعلم الآلي هنا. يمكن إنجاز معظم العمل من خلال رسم وتحليل تقييمات العروض على منصات البث.

تحضير البيانات

دعنا نجهز مجموعة البيانات حتى نتمكن من تحليل البيانات بسهولة. سأبدأفي إعداد البيانات بإسقاط القيم المكررة بناءً على عنوان العروض (title of the shows):

الآن، في قسم الكود أدناه، سأقوم بملء القيم المفقودة في البيانات بالأصفار ثم تحويلها إلى أنواع بيانات عدد صحيح:

```
tv_shows['Rotten Tomatoes'] = tv_shows['Rotten
Tomatoes'].fillna('0%')
tv_shows['Rotten Tomatoes'] = tv_shows['Rotten
Tomatoes'].apply(lambda x : x.rstrip('%'))
tv_shows['Rotten Tomatoes'] = pd.to_numeric(tv_shows['Rotten
Tomatoes'])

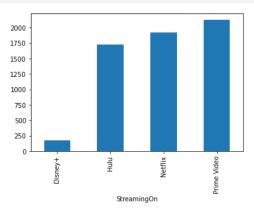
tv_shows['IMDb'] = tv_shows['IMDb'].fillna(0)
tv_shows['IMDb'] = tv_shows['IMDb']*10
tv_shows['IMDb'] = tv_shows['IMDb'].astype('int')
```

سيكون رسم البيانات أمرًا سهلاً إذا حصلنا على 1 و 0 ثانية في الأعمدة المسماة Netflix و Metflix و Disney و Disney و Disney بتنسيق فئوي (categorical). قد يكون هناك احتمال أن يكون العرض نفسه متاحًا في أكثر من منصة واحدة:

سأقوم الآن بدمج هذه البيانات مع البيانات التي بدأنا بها ولكني سأقوم بإسقاط بعض الأعمدة غير المرغوب فيها:

```
tv_shows_combined = tv_shows_long.merge(tv_shows, on='Title', how='inner')
tv_shows_combined.drop(columns = ['Unnamed: 0', 'Netflix', 'Hulu', 'Prime Video',
'Disney+', 'type'], inplace=True)
الآن دعنا نرسم البيانات التي تكون فيها التقييمات أكثر من 1 لمعرفة كمية العروض التلفزيونية
```

```
tv_shows_both_ratings =
tv_shows_combined[(tv_shows_combined.IMDb > 0) &
tv_shows_combined['Rotten Tomatoes'] > 0]
tv_shows_combined.groupby('StreamingOn').Title.count().plot(kind='bar')
```



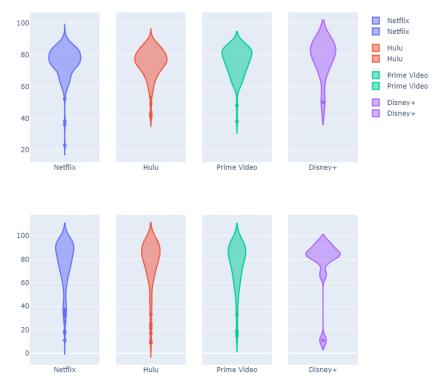
الخطوة النهائية: العثور على أفضل خدمة بث

الآن دعنا نرسم البيانات للعثور على أفضل خدمة بث بناءً على تقييماتهم. سأستخدم أولاً مخططات الكمان (violin charts) لقياس تقييمات المحتوى وحداثة منصة البث:

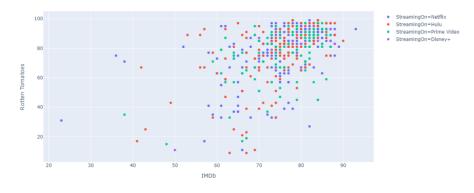
```
figure = []
figure.append(px.violin(tv_shows_both_ratings, x =
'StreamingOn', y = 'IMDb', color='StreamingOn'))
figure.append(px.violin(tv_shows_both_ratings, x =
'StreamingOn', y = 'Rotten Tomatoes', color='StreamingOn'))
fig = make_subplots(rows=2, cols=4, shared_yaxes=True)

for i in range(2):
    for j in range(4):
        fig.add_trace(figure[i]['data'][j], row=i+1, col=j+1)

fig.update_layout(autosize=False, width=800, height=800)
fig.show()
```



الآن، دعنا نستخدم مخطط مبعثر (scatter plot) لمقارنة التقييمات بين IMDB و Rotten و Tomatoes لمقارنة أي منصة بث لديها أفضل التقييمات في كل من منصات تصنيف المستخدم:



الملخص باستخدام مخطط الكمان يمكننا ملاحظة ما يلي:

- 1. تحتوي مقاطع فيديو Hulu و Netflix و Amazon على بيانات مهمة. مع زيادة المحتوى، تنخفض الجودة لجميع الثلاثة.
- 2. أصبح Prime Videos أكثر كثافة في النصف العلوي عند النظر إلى IMDB ويعمل بشكل جيد في الوضع البارد.
 - 3. أصبحت +Disney جديدة، وقد حققت أيضًا نجاحًا كبيرًافي هذا المجال.

باستخدام مخطط التبعثر يمكننا أن نلاحظ أنه من الواضح تمامًا أن Amazon Prime يعمل جيدًا في الربع الرابع. حتى باستخدام المخطط الشريطي، يمكننا ملاحظة أن Amazon Prime كانت تحتوي على كمية كبيرة من المحتوى. لذا بالنظر إلى جميع منصات البث، يمكننا أن نستنتج أن Amazon Prime أفضل من حيث الجودة والكمية.

آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول مشروع علم البيانات حول تحليل أفضل خدمة البث باستخدام لغة برمجة بايثون.

38) تحليل معدل المواليد باستخدام بايثون Birth Rate تحليل معدل المواليد باستخدام المواليد باست المواليد باستخدام المواليد باستخدام المواليد باستخدام المواليد باستخدام الموالي

دعنا نلقي نظرة على البيانات المتاحة مجانًا عن الولادات في الولايات المتحدة، والتي تقدمها مراكز السيطرة على الأمراض (CDC). يمكن العثور على هذه البيانات في births.csv .

```
import pandas as pd
births = pd.read csv("births.csv") print(births.head())
births['day'].fillna(0, inplace=True) births['day'] =
births['day'].astype(int)
    year month day gender births
            1 1.0
1 1.0
  0 1969
  1 1969
                           4440
                      Μ
  2 1969
            1 2.0
                           4454
                      F
  3 1969
            1 2.0
                      Μ
                           4548
```

```
births['decade'] = 10 * (births['year'] // 10)
births.pivot_table('births', index='decade', columns='gender',
aggfunc='sum')
print(births.head())
```

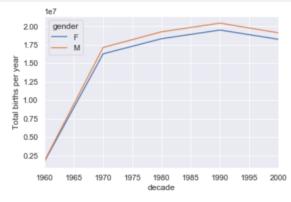
4548

1 3.0

4 1969

نرى على الفور أن عدد المواليد الذكور يفوق عدد المواليد الإناث في كل عقد. لرؤية هذا الاتجاه بشكل أكثر وضوحًا، يمكننا استخدام أدوات الرسم المدمجة في Pandas لرسم العدد الإجمالي للمواليد حسب السنة:

```
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
sns.set()
birth_decade = births.pivot_table('births', index='decade',
columns='gender', aggfunc='sum')
birth_decade.plot()
plt.ylabel("Total births per year")
plt.show()
```



import numpy as np

المزيد من استكشاف البيانات

هناك بعض الميزات المثيرة للاهتمام التي يمكننا سحبها من مجموعة البيانات هذه باستخدام أدوات Pandas . يجب أن نبدأ بتنظيف البيانات قليلاً، وإزالة القيم المتطرفة (outliers) التي missing) أو القيم المفقودة (mistyped dates) أو القيم المفقودة (values). إحدى الطرق السهلة لإزالة كل ذلك مرة واحدة هي قص القيم المتطرفة، وسنفعل ذلك من خلال عملة قص سجما (sigma-clipping) القوية:

```
quartiles = np.percentile(births['births'], [25, 50, 75])

mu = quartiles[1]

sig = 0.74 * (quartiles[2] - quartiles[0])

هذا السطر الأخير هو تقدير قوي لمتوسط العينة، حيث يأتي 0.74 من النطاق الربعي لتوزيع لعني غاوسي. باستخدام هذا، يمكننا استخدام التابع (query() لتصفية الصفوف التي تحتوي على ولادات خارج هذه القيم:

births = births.query('(births > @mu - 5 * @sig) & (births < @mu + 5 * @sig)')

births['day'] = births['day'].astype(int)

births.index = pd.to_datetime(10000 * births.year+

*100 births.month+

births.day, format='%Y%m%d')

births['dayofweek'] = births.index.dayofweek
```

باستخدام هذا يمكننا رسم المواليدفي أيام الأسبوع لعدة عقود:



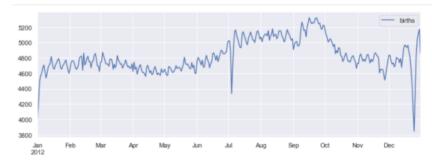
يبدو أن الولادات أقل شيوعًافي عطلات نهاية الأسبوع منهافي أيام الأسبوع! لاحظ أن التسعينيات والألفينيات من القرن الماضي مفقودة لأن بيانات مركز السيطرة على الأمراض تحتوي فقط على شهر الميلاد بدءًا من عام 1989.

وجهة نظر أخرى مثيرة للاهتمام هي رسم متوسط عدد المواليد حسب اليوم من السنة. دعنا أولاً نجمع البيانات حسب الشهر واليوم بشكل منفصل:

```
births month = births.pivot table('births',
[births.index.month, births.index.day])
print(births month.head())
births month.index = [pd.datetime(2012, month, day)
           for (month, day) in births month.index]
print(births month.head())
 1 1 4009.225
  2 4247.400
  3 4500.900
   4571.350
   4603.625
          births
 2012-01-01 4009.225
 2012-01-02 4247.400
 2012-01-03 4500.900
 2012-01-04 4571.350
 2012-01-05 4603.625
```

بالتركيز على الشهر واليوم فقط، لدينا الآن سلسلة زمنية تعكس متوسط عدد المواليد حسب تاريخ السنة. من هذا، يمكننا استخدام طريقة plot لرسم البيانات. يكشف عن بعض الاتجاهات المثيرة للاهتمام:

```
fig, ax = plt.subplots(figsize=(12, 4))
births_month.plot(ax=ax)
plt.show()
```



Amazon تحليل المشاعر في تقييمات منتجات (39) باستخدام بايثون Sentiment Analysis with Python

Amazon هي شركة أمريكية متعددة الجنسيات تركز على التجارة الإلكترونية والحوسبة السحابية والبث الرقمي ومنتجات الذكاء الاصطناعي. لكنها معروفة بشكل أساسي بمنصة التجارة الإلكترونية الخاصة بها والتي تعد واحدة من أكبر منصات التسوق عبر الإنترنت اليوم. هناك الكثير من العملاء الذين يشترون المنتجات من Amazon حتى أن Amazon تكسب اليوم في المتوسط من العملاء الذين يشترون المنتجات من وجود مثل هذه القاعدة الكبيرة من العملاء، سيصبح مشروعًا رائعًا لعلوم البيانات إذا تمكنا من تحليل مشاعر مراجعات منتجات ممتجات المستخدام في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل آراء مراجعات منتجات مستجات Amazon باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر في تقييمات منتجات Amazon باستخدام بايثون

تم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل آراء مراجعات منتجات Amazon من Kaggle عميل . تحتوي مجموعة البيانات هذه على مراجعات المنتجات لأكثر من 568000 عميل اشتروا منتجات من Amazon. فلنبدأ هذه المهمة عن طريق استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات الضرورية:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()

data = pd.read_csv("Reviews.csv")
print(data.head())
```

قبل المضى قدمًا، دعنا نلقى نظرة على بعض المعلومات المطلوبة من مجموعة البيانات هذه:

print(data.describe())

```
Id HelpfulnessNumerator HelpfulnessDenominator \
count 568454.000000
                         568454.000000
mean 284227.500000
                               1.743817
                                                      2.22881
     164098.679298
std
          1.000000
                              0.000000
                                                      0.00000
min
    142114.250000
                              0.000000
25%
                                                      0.00000
50%
    284227.500000
                              0.000000
                                                      1.00000
    426340.750000
                              2.000000
                                                      2.00000
75%
      568454.000000
                            866.000000
                                                    923.00000
count 568454.000000 5.684540e+05
          4.183199 1.296257e+09
          1.310436 4.804331e+07
std
min
          1.000000 9.393408e+08
          4.000000 1.271290e+09
50%
          5.000000 1.311120e+09
          5.000000 1.332720e+09
75%
           5.000000 1.351210e+09
```

نظرًا لأن مجموعة البيانات هذه كبيرة جدًا، فهي تحتوي على بعض القيم المفقودة (missing) نظرًا لأن مجموعة البيانات هذه كبيرة جدًا، فهي تحتوي على القيم المفقودة:

data = data.dropna()

تحليل المشاعر لمراجعات منتجات Amazon

يحتوي عمود النقاط (Score column)في مجموعة البيانات هذه على التصنيفات التي منحها العملاء للمنتج بناءً على تجربتهم مع المنتج. لذلك دعونا نلقي نظرة على تفاصيل التصنيف لمعرفة كيف يقوم معظم العملاء بتقييم المنتجات التي يشترونها من Amazon:

```
ratings = data["Score"].value_counts()
numbers = ratings.index
quantity = ratings.values

custom_colors = ["skyblue", "yellowgreen", 'tomato', "blue",
    "red"]
plt.figure(figsize=(10, 8))
plt.pie(quantity, labels=numbers, colors=custom_colors)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Distribution of Amazon Product Ratings",
fontsize=20)
plt.show()
```



وفقًا للشكل أعلاه، صنف أكثر من نصف الأشخاص المنتجات التي اشتروها من Amazon بـ 5 نجوم، وهو أمر جيد. الآن، سأضيف ثلاثة أعمدة أخرى إلى مجموعة البيانات هذه على أنها موجبة (Positive) وسلبية (Negative) ومحايدة (Neutral) من خلال حساب درجات المشاعر (sentiment scores) لمراجعات العملاء المذكورة في عمود النص (Text column) لمراجعات العملاء المذكورة في عمود النص (begative) لمراجعات العملاء المذكورة في عمود النص (begative) لمراجعات العملاء المذكورة في عمود النص (begative) لمراجعات العملاء المذكورة في عمود النص (begative)

```
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["Text"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["Text"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["Text"]]
print(data.head())
```

```
Id ProductId
                      UserId ... Positive Negative Neutral
0 1 B001E4KFG0 A3SGXH7AUHU8GW ... 0.305
                                           0.000
                                                  0.695
  2 B00813GRG4 A1D87F6ZCVE5NK ...
                                 0.000
                                           0.138
                                                   0.862
  3 B000LQOCHO ABXLMWJIXXAIN ... 0.155
                                           0.091
                                                   0.754
3 4 B000UA0QIQ A395BORC6FGVXV ... 0.000
                                          0.000
                                                   1.000
4 5 B006K2ZZ7K A1UQRSCLF8GW1T ... 0.448
                                           0.000
                                                  0.552
[5 rows x 13 columns]
```

دعنا الآن نرى كيف قام معظم الناس بتقييم المنتجات التي اشتروها من أمازون:

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
    if (a>b) and (a>c):
        print("Positive  ")
    elif (b>a) and (b>c):
        print("Negative ")
    else:
        print("Neutral ")
```

```
sentiment_score(x, y, z)

Neutral ©
```

لذلك، يكون معظم الأشخاص محايدين عند إرسال تجاربهم مع المنتجات التي اشتروها من . Amazon الآن دعنا نرى إجمالي جميع درجات المشاعر:

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)

Positive: 109328.1269999992
Negative: 24033.02299999564
Neutral: 435043.95799998916
```

لذلك يمكننا القول إن معظم المراجعات للمنتجات المتاحة على Amazon إيجابية، حيث أن إجمالي درجات المشاعر الإيجابية والمحايدة أعلى بكثير من النتائج السلبية.

الملخص

إذن هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل مشاعر مراجعات المنتج في Amazon. هناك الكثير من العملاء الذين يشترون المنتجات من Amazon حتى أن Amazon تكسب اليوم في المتوسط 638.1 مليون دولار في اليوم. لذا، فإن وجود مثل هذه القاعدة الكبيرة من العملاء، سيصبح مشروعًا رائعًا لعلوم البيانات إذا تمكنا من تحليل مشاعر مراجعات منتجات Amazon. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل المشاعر لمراجعات Amazon.

Hotel تحليل مشاعر تقييمات الفندق مع بايثون (40 Reviews Sentiment Analysis with Python

عندما نبحث عن فنادق لقضاء الإجازة أو السفر، نفضل دائمًا فندقًا معروفًا بخدماته. أفضل طريقة لمعرفة ما إذا كان الفندق مناسبًا لك أم لا هي معرفة ما يقوله الناس عن الفندق الذي أقام هناك من قبل. من الصعب للغاية الآن قراءة تجربة كل شخص أبدى رأيه في خدمات الفندق. هذا هو المكان الذي تأتي فيه مهمة تحليل المشاعر (sentiment analysis). في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل مشاعر تقييمات الفندق (Analysis) باستخدام بايثون.

تحليل مشاعر تقييمات الفندق مع بايثون

يتم جمع مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل آراء الفنادق من Kaggle. يحتوي على بيانات حول 20000 تقييم للأشخاص حول خدمات الفنادق التي أقاموا فيها لقضاء عطلة أو رحلة عمل أو أي نوع من الرحلات. تحتوي مجموعة البيانات هذه على عمودين فقط كمراجعات (Reviews) وتقييمات (Ratings) للعملاء. لذا فلنبدأ بمهمة تحليل آراء الفنادق باستخدام بايثون من خلال استيراد مكتبات بايثون ومجموعة البيانات اللازمة:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()

data = pd.read_csv("hotel_reviews.csv")
print(data.head())

Review Rating

onice hotel expensive parking got good deal sta... 4

ok nothing special charge diamond member hilto... 2

nice rooms not 4* experience hotel monacc seat... 3

unique, great stay, wonderful time hotel monac... 5

great stay great stay, went seahawk game aweso... 5
```

مجموعة البيانات هذه كبيرة جدًا ولحسن الحظ لا توجد قيم مفقودة، لذا دون إضاعة أي وقت، دعنا نلقي نظرة سريعة على توزيع تقييمات العملاء:

```
ratings = data["Rating"].value_counts()
numbers = ratings.index
quantity = ratings.values

custom_colors = ["skyblue", "yellowgreen", 'tomato', "blue",
    "red"]
plt.figure(figsize=(5, 5))
```

```
plt.pie(quantity, labels=numbers, colors=custom_colors)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Hotel Reviews Ratings", fontsize=20)
plt.show()
```



يمكن ملاحظة أن معظم النزلاء قيموا الخدمات الفندقية بـ 5 نجوم و4 نجوم. لذلك وفقًا للتصنيفات المذكورة أعلاه، يمكننا القول إن معظم الضيوف راضون عن خدمات الفندق الذي أقاموا فيه. دعنا الآن نمضي قدمًا من خلال تحليل مشاعر تقييمات الفنادق. لتحليل وجهة نظر تقييمات الفندق، سأضيف ثلاثة أعمدة إضافية إلى مجموعة البيانات هذه على أنها إيجابية (Positive) وسلبية (Negative) ومحايدة (Neutral) من خلال حساب درجات المشاعر (sentiment scores)

```
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["Review"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["Review"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["Review"]]
print(data.head())
```

```
Review Rating Positive Positive Negative Neutral
nice hotel expensive parking got good deal sta... 4
                                                   0.285 0.285
                                                                    0.072
ok nothing special charge diamond member hilto...
                                                    0.189
                                                             0.189
                                                                              0.701
                                                                      0.110
                                                    0.219
nice rooms not 4* experience hotel monaco seat...
                                                                              0.700
                                                             0.219
                                               5 0.385 0.385
unique, great stay, wonderful time hotel monac...
                                                                      0.060
                                                                              0.555
                                               5 0.221 0.221
great stay great stay, went seahawk game aweso...
                                                                     0.135
                                                                             0.643
```

وفقًا للتقييمات (reviews)، يبدو أن ضيوف الفندق راضون عن الخدمات، فلنلقِ الآن نظرة على رأي معظم الناس في خدمات الفنادق بناءً على مشاعر تقييمهم:

```
x = sum(data["Positive"])
```

```
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
    if (a>b) and (a>c):
        print("Positive ② ")
    elif (b>a) and (b>c):
        print("Negative ③ ")
    else:
        print("Neutral ② ")

sentiment_score(x, y, z)

Neutral ③
```

وبالتالي، يشعر معظم الناس بالحياد (neutral) تجاه خدمات الفندق. الآن دعنا نلقي نظرة فاحصة على نتائج المشاعر:

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)

Positive: 6359.91000000002
Negative: 1473.4750000000038
Neutral: 12657.627999999937
```

وبالتالي، وفقًا للنتائج المذكورة أعلاه، تم تصنيف أكثر من 12000 مراجعة على أنها محايدة، وتم تصنيف أكثر من 6000 مراجعة على أنها إيجابية. لذلك يمكن القول إن الناس سعداء حقًا بخدمات الفنادق التي أقاموا فيها حيث أن التقييمات السلبية أقل من 1500.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكنك بها تحليل مشاعر تقييمات الفنادق. أفضل طريقة لمعرفة ما إذاكان الفندق مناسبًا لك أم لا هي معرفة ما يقوله الناس عن الفندق الذي أقام هناك من قبل. هذا هو المكان الذي يمكن أن تساعدك فيه مهمة تحليل مشاعر تقييمات الفندق على تحديد ما إذاكان الفندق مناسبًا لرحلتك أم لا. آمل أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول تحليل المشاعر لتقييمات الفنادق باستخدام بايثون.

14) تحليل المشاعر في متجر Google Play باستخدام بايثون Roogle Play Store Sentiment Analysis using بايثون Python

تحليل المشاعر (Sentiment analysis) هو تصنيف لمراجعات العميل أو تعليقاته على أنها إيجابية (positive) وسلبية (negative) وأحيانًا محايدة (neutral) أيضًا. تحلل معظم الأنشطة التجارية مشاعر عملائها حول منتجاتهم أو خدماتهم لمعرفة ما يريده عملاؤهم منهم. يحتوي متجر Google play على ملايين التطبيقات مع مراجعاتها، لذا ستكون حالة استخدام جيدة لتحليل المشاعر لتحليل مشاعر التطبيقات المتاحة على متجر Google play. لذلك، في هذه المقالة، سوف أطلعك على مهمة تحليل المشاعر في متجر Google Play باستخدام بايثون.

تحليل المشاعر في متجر Google Play

يمكن العثور على متجر Google Play على جميع الهواتف الذكية والأجهزة اللوحية التي تعمل بنظام Android. يحتوي الرسمي لنظام التشغيل Android. يحتوي على ملايين التطبيقات مع مراجعاتها حتى نتمكن من استخدام مثل هذا القدر من البيانات لأي مهمة تتعلق بعلوم البيانات. تحليل آراء العملاء وتعليقاتهم هو ما نقوم به في مهمة تحليل المشاعر. بعد قولي هذا، في القسم أدناه، سوف أطلعك على مهمة تحليل المشاعر في متجر Google Play باستخدام بايثون. يمكن تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها في هذه المهمة من هنا.

تحليل المشاعر في متجر Google Play باستخدام بايثون

سأبدأ هذه المهمة بقراءة مجموعة البيانات. يتم تنزيل مجموعة البيانات التي أستخدمها هنا من Kaggle والتي تم جمعها من متجر Google Play فذه المهمة بقراءة مجموعة البيانات:

```
from itertools import count
from nltk.util import pr
import pandas as pd
data = pd.read_csv("user_reviews.csv")
print(data.head())
```

```
App ... Sentiment_Subjectivity

0 10 Best Foods for You ... 0.533333

1 10 Best Foods for You ... 0.288462

2 10 Best Foods for You ... NaN

3 10 Best Foods for You ... 0.875000

4 10 Best Foods for You ... 0.300000
```

قبل المضي قدمًا، دعنا نلقي نظرة على ما إذا كانت مجموعة البيانات هذه تحتوي على أي قيم مفقودة أم لا:

```
print(data.isnull().sum())
```

Sentiment_Subjectivity

dtype: int64

```
App 0
Translated_Review 26868
Sentiment 26863
Sentiment_Polarity 26863
Sentiment_Subjectivity 26863
dtype: int64
```

إذاً تحتوي على بعض القيم الفارغة، سأقوم بإنشاء مجموعة بيانات جديدة بإسقاط القيم الخالية:

```
data = data.dropna()
print(data.isnull().sum())

App      0
Translated_Review     0
Sentiment     0
Sentiment Polarity      0
```

الآن لتحليل المشاعر الخاصة بمراجعات متجر google play ، سأضيف ثلاثة أعمدة جديدة في مجموعة البيانات من خلال فهم مشاعر كل مراجعة للعميل على أنها إيجابية وسلبية ومحايدة:

```
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["Translated_Review"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["Translated_Review"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["Translated_Review"]]
print(data.head())
```

```
App Translated_Review ... Negative Neutral

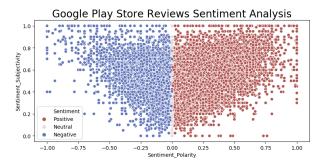
0 10 Best Foods for You I like eat delicious food. That's I'm cooking ... 0.0 0.466

3 10 Best Foods for You Works great especially going grocery store ... 0.0 0.549

4 10 Best Foods for You Best idea us ... 0.0 0.323

5 10 Best Foods for You Best way ... 0.0 0.192
```

والآن كخطوة أخيرة، دعنا نلقي نظرة على مشاعر العملاء حول التطبيقات المتاحةفي متجر (scatter plot):



الملخص

إذن هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل مشاعر مراجعات متجر google play تحليل المشاعر هو تصنيف لمراجعات العميل أو تعليقاته على أنها إيجابية وسلبية ومحايدة. أتمنى أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول مهمة تحليل مشاعر متجر Google play باستخدام بايثون.

(42) تحلیل مشاعر مراجعات Amazon Alexa بایثون Amazon Alexa Reviews Sentiment Analysis بایثون using Python

Amazon Alexa هي خدمة صوتية مستندة إلى السحابة تم تطويرها بواسطة Amazon تتيح للعملاء التفاعل مع التكنولوجيا. يوجد حاليًا أكثر من 40 مليون مستخدم لـ Alexa حول العالم، لذا فإن تحليل مشاعر المستخدمين حول Alexa سيكون مشروعًا جيدًا لعلم البيانات. لذا، إذا كنت تريد معرفة كيفية تحليل مشاعر المستخدمين باستخدام Amazon Alexa، فهذه المقالة مناسبة لك. في هذه المقالة، سأوجهك خلال مهمة تحليل آراء Amazon Alexa باستخدام بايثون.

تحليل مشاعر مراجعات Amazon Alexa باستخدام بايثون

تم جمع مجموعة البيانات التي أستخدمها لمهمة تحليل المشاعر لمراجعات Amazon Alexa تم جمع مجموعة البيانات حول التصنيفات بين 1 و 5 ، وتاريخ المراجعات ، وتعليقات العملاء حول تجربتهم مع Alexa. لذلك دعونا نستورد مجموعة بيانات ومكتبات بايثون الضرورية التي نحتاجها لهذه المهمة:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
from nltk.sentiment.vader import SentimentIntensityAnalyzer
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()

data =
pd.read_csv("https://raw.githubusercontent.com/amankharwal/Web
site-data/master/amazon_alexa.tsv", delimiter='\t')
print(data.head())
```

```
rating date variation verified_reviews feedback

0 5 31-Jul-18 Charcoal Fabric Love my Echo! 1

1 5 31-Jul-18 Charcoal Fabric Love dit! 1

2 4 31-Jul-18 Walnut Finish Sometimes while playing a game, you can answer... 1

3 5 31-Jul-18 Charcoal Fabric I have had a lot of fun with this thing. My 4 ... 1

4 5 31-Jul-18 Charcoal Fabric Music 1
```

لنبدأ بإلقاء نظرة على بعض المعلومات الموجودة في تلك البيانات لمعرفة ما إذا كنا بحاجة إلى تغييرها أم لا:

```
print(data.describe())
print(data.isnull().sum())
print(data.columns)
```

```
rating
                   feedback
count 3150.000000 3150.000000
        4.463175 0.918413
mean
                  0.273778
       1.068506
std
       1.000000
                  0.000000
min
                  1.000000
25%
        4.000000
                  1.000000
50%
        5.000000
                  1.000000
75%
        5.000000
                  1.000000
        5.000000
variation
verified reviews
feedback
dtype: int64
Index(['rating', 'date', 'variation', 'verified_reviews', 'feedback'], dtype='object')
```

يحتوي عمود تصنيف مجموعة البيانات (dataset's rating column) على التقييمات التي قدمها مستخدمو Amazon Alexa بمقياس من 1 إلى 5، حيث يمثل الرقم 5 أفضل تقييم يمكن للمستخدم تقديمه. لذلك دعونا نلقي نظرة على توزيع التقييمات التي منحها مستخدمو Amazon Alexa:

```
ratings = data["rating"].value_counts()
numbers = ratings.index
quantity = ratings.values

custom_colors = ["skyblue", "yellowgreen", 'tomato', "blue",
    "red"]
plt.figure(figsize=(5, 5))
plt.pie(quantity, labels=numbers, colors=custom_colors)
central_circle = plt.Circle((0, 0), 0.5, color='white')
fig = plt.gcf()
fig.gca().add_artist(central_circle)
plt.rc('font', size=12)
plt.title("Amazon Alexa Reviews", fontsize=20)
plt.show()
```



من الشكل أعلاه، يمكننا أن نرى أن معظم العملاء قد صنفوا Amazon Alexa بما في ذلك جميع متغيراتها على أنها 5. لذا فهذا يعنى أن معظم العملاء سعداء بخدمة Amazon Alexa .

Amazon Alexa تادجاه بداشه ليلكت

الآن دعنا ننتقل إلى مهمة تحليل المشاعر لمراجعات Alexa. يحتوي عمود المراجعات التي تم التحقق منها (verified_reviews column)في مجموعة البيانات على جميع المراجعات التي قدمها عملاء Amazon Alexa. لذلك دعونا نضيف أعمدة جديدة إلى هذه البيانات على أنها أعمدة إيجابية (Positive) وسلبية (Negative) ومحايدة (Neutral) من خلال حساب درجات المشاعر للمراجعات (sentiment scores):

```
sentiments = SentimentIntensityAnalyzer()
data["Positive"] = [sentiments.polarity_scores(i)["pos"] for i
in data["verified_reviews"]]
data["Negative"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neg"] for i
in data["verified_reviews"]]
data["Neutral"] = [sentiments.polarity_scores(i)["neu"] for i
in data["verified_reviews"]]
print(data.head())
```

```
variation ... Positive Negative Neutral
rating
5 31-Jul-18 Charcoal Fabric ... 0.692
                                           0.000
                                                   0.308
                                            0.000
   5 31-Jul-18 Charcoal Fabric
                                    0.807
                                                    0.193
   4 31-Jul-18 Walnut Finish ...
                                                    0.784
                                    0.114
   5 31-Jul-18 Charcoal Fabric ...
                                                    0.617
                                    0.383
                                             0.000
    5 31-Jul-18 Charcoal Fabric ...
                                    0.000
                                             0.000
                                                     1.000
```

دعنا الآن نلخص درجات المشاعر لكل عمود لفهم ما يعتقده معظم عملاء Amazon Alexa شأنه:

```
x = sum(data["Positive"])
y = sum(data["Negative"])
z = sum(data["Neutral"])

def sentiment_score(a, b, c):
    if (a>b) and (a>c):
        print("Positive *\efficus")
    elif (b>a) and (b>c):
        print("Negative *\efficus")
    else:
        print("Neutral *\efficus")
sentiment_score(x, y, z)
```

```
Neutral @
```

وبالتالي، فإن الناتج النهائي الذي نحصل عليه يكون محايداً. هذا يعني أن معظم المستخدمين يشعرون بالحياد تجاه خدمات Amazon Alexa. دعنا الآن نرى مجموع درجات المشاعر لكل عمود:

```
print("Positive: ", x)
print("Negative: ", y)
print("Neutral: ", z)

Positive: 1035.457999999993
Negative: 96.79999999995
Neutral: 1936.740999999996
```

لذلك يمكننا أن نرى أن الايجابي والمحايد أعلى من 1000 حيث يكون السلبي أقل من 100. وهذا يعنى أن معظم عملاء Amazon Alexa راضون عن خدماتها.

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكننا بها تحليل مشاعر مراجعات Amazon Alexa باستخدام لغة برمجة بايثون. يوجد حاليًا أكثر من 40 مليون مستخدم لـ Alexa حول العالم، لذا فإن تحليل مشاعر المستخدمين حول Alexa سيكون مشروعًا جيدًا لعلوم البيانات. أتمنى أن تكون قد أحببت هذه المقالة حول مهمة تحليل آراء Amazon Alexa باستخدام بايثون.

Amazon باستخدام بایثون Amazon نظام توصیة (43 Recommendation System using Python

تعد أنظمة التوصيات (Recommendation Systems) أحد التطبيقات المستخدمة على نطاق واسع لعلوم البيانات في معظم الشركات استنادًا إلى المنتجات والخدمات عبر الإنترنت. Amazon مثال رائع لهذه الشركات. كونك موقعًا للتسوق عبر الإنترنت، تحتاج Amazon إلى إنشاء توصيات مخصصة لتوفير تجربة مستخدم أفضل. في هذه المقالة، سوف أطلعك على كيفية إنشاء نظام توصية Amazon باستخدام بايثون.

نظام توصية Amazon

يتبع نظام التوصيات في Amazon مبدأ إنشاء توصيات قائمة على المنتج (Amazon يتبع نظام التوصية بالمنتجات الأكثر (recommendations) مما يعني قياس أوجه التشابه بين منتجين ثم التوصية بالمنتجات الأكثر تشابها لكل مستخدم. لطالما كانت طرق قياس أوجه التشابه بين منتجين محل تركيز رئيسي للباحثين.

ولكن عندما يتعلق الأمر بموقع مثل Amazon، فإنه يحتاج إلى إضافة المزيد من المعايير للتوصية بالمنتجات للمستخدمين مثل جودة المنتج. سيكون للمنتج الجيد دائمًا مجموعة جيدة من المراجعات حتى نتمكن من استخدام كل من نقاط التشابه ومراجعات المنتج لإنشاء توصيات. في القسم أدناه، سوف أطلعك على كيفية إنشاء نظام توصيات أمازون باستخدام بايثون.

نظام توصية Amazon باستخدام بايثون

سأحاول استخدام عدد أقل من مكتبات بايثون التي يمكنني استخدامها لإنشاء نظام التوصية هذا. للعمل مع البيانات، سأستخدم مكتبة Pandas و NumPy فقطفي بايثون. فلنستورد البيانات ونرى كيفية إنشاء نظام توصيات Amazon باستخدام بايثون:

مجموعة البيانات:

```
لا تحتوي مجموعة البيانات التي أستخدمها هنا على أسماء أعمدة، لذا دعنا نعطي الأسماء الأكثر ملاءمة لهذه الأعمدة:
```

```
data.columns = ['user id', 'product id', 'ratings', 'timestamp']
                                مجموعة السانات هذه كسرة جدًا لذا سأختار عينة:
df = data[:int(len(data) * .1)]
                             دعنا الآن نجهز مجموعة البيانات لإنشاء نظام توصية:
counts = df['user id'].value counts()
data = df[df['user_id'].isin(counts[counts >= 50].index)]
data.groupby('product id')['ratings'].mean().sort values(ascen
ding=False)
final ratings = data.pivot(index = 'user id', columns
='product id', values = 'ratings').fillna(0)
num of ratings = np.count nonzero(final ratings)
possible ratings = final ratings.shape[0] *
final ratings.shape[1]
density = (num of ratings/possible ratings)
density *= 100
final ratings T = final ratings.transpose()
grouped = data.groupby('product id').agg({'user id':
'count'}).reset index()
grouped.rename(columns = {'user id': 'score'},inplace=True)
training data = grouped.sort values(['score', 'product id'],
ascending = [0,1])
training data['Rank'] =
training data['score'].rank(ascending=0, method='first')
recommendations = training data.head()
        سأكتب الآن دالة بايثون لإنشاء توصيات بناءً على درجة (score) تقييمات المنتج:
def recommend(id):
    recommend products = recommendations
    recommend products['user id'] = id
    column = recommend products.columns.tolist()
    column = column[-1:] + column[:-1]
    recommend products = recommend products[column]
    return recommend products
print(recommend(11))
     user_id product_id score Rank
     11 B00004SB92 6 1.0
 113
 1099
       11 B000080E6I
       11 B00005AW1H 4 3.0
      11 B0000645C9 4 4.0
       11 B00007KDVI 4 5.0
```

الملخص

هذه هي الطريقة التي يمكننا بها إنشاء نظام التوصية من Amazon باستخدام بايثون. لا تحتوي مجموعة البيانات هذه على أسماء منتجات بداخلها، بل تحتوي فقط على معرّف المنتج، لذا تصبح نتيجة مراجعات المنتج أهم ميزة لمثل هذه الأنواع من مجموعات البيانات. أتمنى أن تعجبك هذه المقالة حول كيفية إنشاء نظام توصية Amazon باستخدام بايثون.

المصادر

- 1. 125 Data Science Projects You Can Try with Python, Aman Kharwal, https://python.plainenglish.io/85-data-science-projects-c03c8750599e.
- 2. 40+ Data Analysis Projects with Python, Aman Kharwal, https://amankharwal.medium.com/data-analysis-projects-with-python-a262a6f9e68c.



40 Data Science Projects Solved and Explained with Python

By: Dr. Alaa Taima

